

**Ansätze zur statistischen Auswertung von On-Farm-Experimenten
mit georeferenzierten Daten**

Dissertation

Zur Erlangung des akademischen Grades

Doctor rerum agriculturalarum
(Dr. rer. agr.)

Eingereicht an der
Landwirtschaftlich-Gärtnerischen Fakultät
der Humboldt-Universität zu Berlin

von
Dipl.-Ing. agr. Heinrich Thöle

Präsident der Humboldt-Universität zu Berlin
Prof. Dr. Dr. h.c. Christoph Marksches

Dekan der Landwirtschaftlich-Gärtnerischen Fakultät
Prof. Dr. Dr. h. c. Frank Ellmer

Gutachter/Gutachterinnen:

1. Prof. Dr. Christel Richter
2. Prof. Dr. habil. Joachim Spilke
3. Dr.-Ing. Detlef Ehlert

Tag der mündlichen Prüfung: 21.05.2010

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	VII
1 Einführung	8
2 Stand der Kenntnisse	10
2.1 Precision Farming	10
2.1.1 Grundlagen des Precision Farming.....	10
2.1.2 Gewinnung von Informationen.....	13
2.1.3 Teilflächenspezifische N-Düngung von Getreide	21
2.2 Probleme der Anlage und Auswertung von On-Farm-Versuchen	23
2.2.1 Grundsätze der Versuchsplanung	23
2.2.2 Abgrenzung von On-Farm-Versuchen zum Parzellenversuch	24
2.2.3 Räumliche Heterogenität in On-Farm- und Parzellenversuchen	29
2.2.4 Beschreibung räumlicher Prozesse	30
2.2.5 Behandlung räumlicher Trends.....	32
2.2.6 Behandlung räumlicher Autokorrelation	33
3 Material und Methoden	36
3.1 Standorte	36
3.1.1 Böden.....	36
3.1.2 Klima	36
3.2 Beschreibung der Versuche	38
3.3 Datengewinnung und -verarbeitung	42
3.3.1 Leitfähigkeitsmessungen	42
3.3.2 Aufzeichnung der Düngerapplikationsdaten	42
3.3.3 Aufbereitung der Düngerapplikationsdaten.....	43
3.3.4 Kornertragsmessung	44
3.3.5 Aufbereitung der Ertragsdaten.....	45
3.3.6 Aggregation von Applikations- und Ertragsdaten	45
3.4 Stratifizierung zur Schaffung vergleichbarer Bedingungen	47
3.4.1 Bildung von Pseudo-Blocks	48
3.4.2 Stratifizierung nach Pendelwinkeln bzw. Leitfähigkeitswerten	49
3.5 Statistische Auswertung	50
3.5.1 Modellierung räumlicher Autokorrelation („räumliche Modelle“) ...	51

3.5.2	Einbindung von Kovariablen (Kovarianzanalyse bzw. Trendmodelle).....	54
3.5.3	Auswertungsansätze.....	55
4	Ergebnisse.....	58
4.1	Auswertung des Versuchsschlages „Krummes Land“ (Kultur: Wintergerste; Ort: Staritz; Jahr: 2005)	58
4.1.1	Bildung von Pseudo-Blocks.....	58
4.1.2	Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging).....	60
4.1.3	Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Block-Kriging).....	62
4.1.4	Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Raster)	64
4.1.5	Beziehungen zwischen Bodenheterogenität und Erträgen bzw. Pflanzenbestand	65
4.1.6	Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen (Aggregationsform: Block-Kriging).....	67
4.1.7	Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen (Aggregationsform: Raster)	69
4.2	Auswertung des Versuchsschlages „Riesterstück“ (Kultur: Winterweizen; Ort: Staritz; Jahr: 2006)	70
4.2.1	Bildung von Pseudo-Blocks.....	70
4.2.2	Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Moving Average).....	72
4.2.3	Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Moving Average).....	74
4.2.4	Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Raster)	76
4.2.5	Beziehungen zwischen Bodenheterogenität und Erträgen bzw. Pflanzenbestand	77
4.2.6	Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen (Aggregationsform: Moving Average).....	79
4.2.7	Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen (Aggregationsform: Raster)	80

4.3	Auswertung des Versuchsschlages „Streitländer“ (Kultur: Winterweizen; Ort: Niedergörsdorf; Jahr: 2005)	81
4.3.1	Bildung von Pseudo-Blocks	81
4.3.2	Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging)	83
4.3.3	Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Block-Kriging)	86
4.3.4	Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Raster)	87
4.3.5	Beziehungen zwischen Bodenheterogenität und Erträgen bzw. Pflanzenbestand	88
4.3.6	Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen (Aggregationsform: Block-Kriging)	90
4.3.7	Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen (Aggregationsform: Raster)	92
4.4	Auswertung des Versuchsschlages „Nr. 352“ (Kultur: Wintertriticale; Ort: Wittbrietzen; Jahr: 2006)	93
4.4.1	Bildung von Pseudo-Blocks	93
4.4.2	Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging)	95
4.4.3	Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Block-Kriging)	97
4.4.4	Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Raster)	99
4.4.5	Beziehungen zwischen Bodenheterogenität und Erträgen bzw. Pflanzenbestand	100
4.4.6	Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen (Aggregationsform: Block-Kriging)	102
4.4.7	Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen (Aggregationsform: Raster)	104
4.5	Auswertung des Versuchsschlages „Dobbrikower Straße rechts“ (Kultur: Wintergerste; Ort: Wittbrietzen; Jahr: 2007)	105
4.5.1	Beziehungen zwischen Bodenheterogenität und Erträgen (Aggregationsform: Block-Kriging)	105

4.5.2	Schichtung der Erträge nach Bodenheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging)	106
4.5.3	Schichtung der Erträge nach Bodenheterogenität (Aggregationsform: Raster)	108
4.5.4	Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen (Aggregationsform: Block-Kriging)	109
4.5.5	Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen (Aggregationsform: Raster)	111
5	Diskussion	113
5.1	Bewertung der Pseudoblock-Bildung	113
5.2	Bewertung weiterer Strata-Bildungen und der Aggregationsverfahren	115
5.3	Bewertung der statistischen Modelle	118
5.4	Bewertung aus ökonomischer Sicht	124
6	Schlussfolgerungen.....	130
7	Zusammenfassung.....	133
	Literaturverzeichnis	132
	Tabellenverzeichnis	145
	Abbildungsverzeichnis	151
	Verzeichnis der Tabellen im Anhang	153
	Verzeichnis der Abbildungen im Anhang	165
	Anhang	166

Abkürzungsverzeichnis

Abb.	Abbildung
ACT II	Agrocom Computer Terminal
AICC	Akaike's Information Criterion Corrected
AM	Applikationsmenge
BBCH-Code	morphologische Entwicklungsstadien einer Pflanze (Biologische Bundesanstalt, Bundesortenamt und chemische Industrie)
d.	der, des
DGM	Digitales Geländemodell
Diff.ertrag	Differenz der Kornertragsmittelwerte
E	East
EC25	Messwerte der scheinbaren elektrischen Leitfähigkeit, umgerechnet auf einen Temperaturstandard von 25°C
ECa	apparent soil electrical conductivity
EGNOS	European Geostationary Navigation Overlay System
ein.	einheitlich
engl.	englisch
EU	Europäische Union
expa	exponentiell anisotrop
expga	exponentiell geometrisch anisotrop
gau	gaußisch
gauga	gaußisch geometrisch anisotrop
GIS	Geographical Information System
GLS	generalised least squares
GPS	Global Positioning System
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
lin	linear
linl	log linear
LRT	Likelihood Ratio Test
mathsw	Matern (Handcock-Stein-Wallis)
ML	Maximum Likelihood
N	Stickstoff
VI	

n	Anzahl der Werte
N	Nugget
n.s.	nicht signifikant
N ₂ O	Distickstoffoxid (Lachgas)
NAVSTAR	Navigational Satellite Timing and Ranging
NNA	Nearest neighbour analysis
PC	Personal Computer
PF	Precision Farming
pow	Power
powa	Power anisotrop
R ²	Bestimmtheitsmaß
REML	Restricted Maximum Likelihood
rtk	real-time kinematic
SAS	Statistical Analysis System
SED	standard error of difference = Standardfehler der Differenz
sphga	sphärisch geometrisch anisotrop
Tab.	Tabelle
USA	United States of America
var.	variabel
vs.	versus
WG	Wintergerste
WGS84	World Geodetic System 1984
WK	Winkelklasse
WT	Wintertriticale
WW	Winterweizen

1 Einführung

Die deutsche Landwirtschaft steht in einem Spannungsfeld von Einflüssen der Globalisierung und den Marktordnungen der EU. Die Globalisierung führt zu einer weiteren Öffnung der EU-Agrarmärkte, was mit einer zunehmenden Unsicherheit der Produktpreisentwicklungen verbunden ist. Gleichzeitig wurden durch die jüngsten Beschlüsse des EU-Agrarministerrates vom 20.11.2008 die erwarteten Kürzungen der Direktzahlungen (Modulation) im Rahmen des sogenannten „Health Checks“ für die Betriebe konkretisiert. Dadurch nimmt die Abhängigkeit der Betriebe von den Marktleistungen ihrer Ackerkulturen zu. Gleichzeitig sind deutliche Kostensteigerungen bei Betriebsmitteln wie Diesel oder Stickstoffdüngern zu beobachten. Ebenso nehmen ökologische Anforderungen an die Betriebe zu. Die Novellierung der Düngeverordnung im Jahr 2006 schreibt verbindlich Obergrenzen für N-Überschüsse für die jährlich durchzuführenden Nährstoffbilanzierungen vor. Im Durchschnitt der Jahre 2006 bis 2008 ist ein positiver Saldo von 90 kg N ha^{-1} zulässig, der stufenweise für den Zeitraum 2009 bis 2011 auf 60 kg N ha^{-1} reduziert wird. Die Höhe eines N-Überhangs wird als indirekter Indikator für das Auswaschungspotential von Nitrat gesehen. Das Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) stellt eine positive Abhängigkeit zwischen dem Einsatz von N-Düngern und klimawirksamen Lachgasemissionen (N_2O) her (IPCC 2006).

Um N-Salden und N_2O -Emissionen sowie Kosten zu kontrollieren, ist es für die Landwirte von hoher Bedeutung, die mineralische N-Düngung möglichst effizient zu gestalten. Eine Maßnahme zur Effizienzsteigerung kann die Nutzung von Precision Farming (PF) Technologien sein (FOLLETT ET AL. 2005; RAUN und JOHNSON 1999; UBA 2005; ZORN ET AL. 2007). Die schlagbezogene Variabilität bestimmter Größen bildet die Basis für eine teilflächenspezifische Ausbringung von N-Düngern. Positive Effekte müssen gegenüber dem üblichen, schlageinheitlichen Verfahren, das der Gesetzgeber als „gute landwirtschaftliche Praxis“ definiert, auf experimenteller Basis nachgewiesen werden. In On-Farm-Versuchen können Vergleiche zwischen betriebsüblichen und neuen technologischen Verfahren durchgeführt werden.

In der vorliegenden Arbeit wird ein Vergleich von einheitlicher und teilflächenspezifischer N-Düngung in Wintergetreide vorgenommen. Die teilflächenspezifische N-Düngung erfolgte mit dem mechanischen Pendelsensor „Crop-

Meter“, der indirekt die Variabilität der oberirdischen Pflanzenmasse in Getreidebeständen messen kann. On-Farm-Versuche mit PF-Technologien werden auf Praxisschlägen angelegt, die in ihren Pflanzenbeständen über eine ausgeprägte Heterogenität verfügen, um den Sensoreinsatz zu rechtfertigen. Jedoch führt die erforderliche hohe Variabilität der Getreidebestände dazu, dass bei einer Varianzanalyse der Versuchsfehler des Prüfmerkmals „Kornertrag“ zunimmt und reale Effekte von N-Düngungsvarianten schwerer nachzuweisen sind. Häufig bestehen nicht identische experimentelle Ausgangsbedingungen zwischen Prüfgliedern. Applikations- und Erntedaten in den On-Farm-Versuchen wurden zudem georeferenziert erfasst und bearbeitet. Georeferenzierte Daten sind oft räumlich autokorreliert und/oder unterliegen räumlichen Trends. Die Ignorierung von Autokorrelationen nimmt Einfluss auf Hypothesentests und daraus abgeleitete statistische Rückschlüsse (SCHABENBERGER und GOTWAY 2005). SNEDECOR (1946) nennt neben der Erhöhung des Stichprobenumfangs drei grundsätzliche Wege, mit denen der Versuchsfehler reduziert bzw. Variabilität kontrolliert werden kann:

- (1) Stratifikation (Klassifizierung oder Schichtung) der Gesamtstichprobe
- (2) Nutzung von Zusatzinformationen (Modellierung räumlicher Autokorrelation, Einführung von Kovariablen)
- (3) Auswahl von Populationen mit bekanntermaßen geringer Streuung

In dieser Arbeit wurde untersucht, welchen Einfluss verschiedene Verknüpfungen von Stratifizierung, Nutzung von Kovariablen und Erweiterung der stochastischen Unabhängigkeitsannahme von Residuen im Vergleich zur klassischen Varianzanalyse auf die Schätzung von Ertragsdifferenzen, die Präzision der Schätzer und auf die statistischen Rückschlüsse nehmen. Davon ausgehend wurden betriebswirtschaftliche und umweltrelevante Effekte teilflächenspezifischer N-Applikationen bewertet.

2 Stand der Kenntnisse

2.1 Precision Farming

2.1.1 Grundlagen des Precision Farming

Precision Farming steht als Synonym für andere Bezeichnungen wie *ortspezifische Landbewirtschaftung*, *kleinräumige Bestandesführung*, *Präzisionslandwirtschaft*, *precision agriculture*, *site-specific crop management* oder *teilflächenbezogener bzw. teilflächenspezifischer Ackerbau*. WHELAN und MCBRATNEY (2000) definieren Precision Farming folgendermaßen: "...matching resource application and agronomic practise with soil and crop requirements as they vary in space and time within a field".

Der teilflächenspezifische Einsatz von Betriebsmitteln in der Landbewirtschaftung soll den Ansprüchen von Boden und Pflanzen abhängig von ihrer zeitlichen und räumlichen Variabilität Rechnung tragen. Zum einen ist darin eine wirtschaftliche Zielsetzung enthalten, die Effizienz des Ressourceneinsatzes zu erhöhen. Zum anderen ist eine ökologische Zielsetzung impliziert, Belastungen der Umweltmedien (Boden, Wasser, Luft) auf ein Minimum zu reduzieren.

Variabilitäten in Pflanzenbeständen, die von Boden- oder Geländeunterschieden herrühren, sind jedem Landwirt schon von jeher auf Grund visueller Eindrücke bekannt. Ansatzweise wurde bei der Bestandesführung auch in der Vergangenheit schon darauf reagiert, indem Düngermengen durch bewusste Änderung der Fahrgeschwindigkeit variiert wurden oder manuell Einstellungen während einer Überfahrt angepasst wurden. Im teilflächenspezifischen Ackerbau sind die Abläufe weitgehend automatisiert.

Wesentliche Verfahrensschritte im PF sind:

- Datenerfassung
- Datenmanagement und -interpretation nach agronomischen Entscheidungsregeln oder -modellen
- Informationsanwendung in Verbindung mit Bewirtschaftungsmaßnahmen

Hinsichtlich der zeitlichen Beziehung zwischen Datenerfassung und Anwendung bei Bewirtschaftungsmaßnahmen kann man folgende Verfahrensansätze im Precision Farming unterscheiden:

- Kartenansatz (Synonyme: Offline-Ansatz, mapping approach)
- Sensoransatz (Synonyme: Online-Ansatz, real-time approach)
- Sensoransatz mit Kartenüberlagerung (Synonyme: Online- + Offline-Ansatz, map overlay)

Zur Herstellung des Ortsbezugs für PF-relevante Parameter stellt GPS (Global Positioning System) ein wesentliches technisches Element dar, was im Anschluss kurz beschrieben wird.

POSITIONSBESTIMMUNG

GPS basiert auf 24 NAVSTAR-Satelliten, wovon mindestens 4 Satelliten zur Positionsbestimmung mittels GPS-Empfänger notwendig sind. Über Funksignallaufzeiten und Triangulierung wird die Position eines Empfängers auf der Erdoberfläche zu den Satelliten berechnet. Die geodätische Grundlage für GPS bildet das WGS84 (World Geodetic System 1984) global bestangepasste Rotationsellipsoid. Anwendungsbezogen werden die WGS84-Daten in Anlehnung an bestimmte Längengrade (3° E, 6° E, 9° E, 12° E) häufig in metrisch skalierte Gauss-Krüger-Bessel-Koordinaten transformiert.

Mit herkömmlichem GPS betragen Abweichungen der berechneten zur tatsächlichen Position bis zu 15 m. Mittels DGPS (differentielles GPS) ist bereits eine Genauigkeit von ca. 1-3 m erreichbar. Dabei wird das einfache GPS beispielsweise durch Korrektursignale von terrestrischen Sendern (z.B. BEACON-Küstenfunk) oder Satelliten (z.B. OmniSTAR®) unterstützt. Eine Kombination aus Referenzstationen und Satelliten stellt das EGNOS-DGPS (European Geostationary Navigation Overlay System) dar. Im Gegensatz zu OmniSTAR® oder Küstenfunk steht das EGNOS kostenfrei zur Verfügung. Sehr hohe Positionsgenauigkeiten (1...5 cm) werden mittels RTK-DGPS (real-time kinematic) erzielt. Für RTK-DGPS werden individuelle Referenzstationen eingerichtet.

KARTENANSATZ

Beim Kartenansatz erfolgen ortsgebundene Datenerfassung, die Generierung von Sollwertkarten (oder Applikationskarten) auf Grund der erfassten Daten und die Durchführung der Bewirtschaftungsmaßnahmen in zeitlich getrennten Arbeitsschritten.

Die positionsgebundenen Sollwerte einer Applikationskarte werden mittels Bordrechner von einem Datenträger abgerufen, um eine Maschine bei einem bestimmten Vorgang zu steuern. Damit die Sollwerte sich dem aktuellen Standort der Maschine zuordnen lassen, ist ein Positionierungssystem beim Kartenansatz unbedingt notwendig. Das Positionssystem leistet außerdem wertvolle Dienste, tatsächlich applizierte Mengen (*as applied*-Karten) georeferenziert aufzuzeichnen und zur Kontrolle mit den Sollwerten zu vergleichen. Als Positionssystem wird in den meisten Fällen GPS (Global Positioning System) genutzt. Der Zeitraum zwischen Datenerfassung und -anwendung kann Jahrzehnte (Bodenkarten) bis hin zu wenigen Stunden (N-Ernährungsstatus der Pflanzen) betragen. Eine wichtige Voraussetzung für den Kartenansatz ist eine geringe zeitliche Variabilität der zugrunde liegenden Information. Zur Erzeugung einer Applikationskarte werden Rasterzellen in einem GIS-Programm (Geoinformationssystem) positionsabhängig kodiert, wobei z.B. jeder Zelle eine bestimmte N-Menge zugeordnet wird. Die Seitenlänge einer Rasterzelle wird von der festgelegten Arbeitsbreite der Applikationstechnik (Düngerstreuer oder Feldspritze) bestimmt. Praxisübliche Auflösungen einer Applikationskarte betragen von 20 m * 20 m bis 50 m * 50 m.

Die Informationsquellen liegen meistens in kleinerer räumlicher Auflösung vor als die Rasterzellen und müssen auf die Lage und Größe der Rasterzellen angepasst werden. Dazu werden die Daten mit Methoden der Geostatistik verrechnet und auf die Rasterzellen interpoliert. Ein häufig angewendetes Prinzip ist die Definition von Teilflächen gleicher Eigenschaften auf einem Schlag (Managementzonen) (SCHEPERS ET AL. 2004). Dabei erfolgt eine Klassifizierung der interpolierten Ausgangsdaten nach statistischen oder willkürlichen empirischen Maßstäben. Jede Klasse entspricht einem Teilbereich gleicher Eigenschaften bzw. einer Managementzone, die z.B. bei einer variablen Düngerausbringung gleich behandelt wird.

SENSORANSATZ

Beim Sensoransatz hingegen werden aktuelle Boden- oder Bestandsinformationen über Sensoren erfasst und direkt (ohne Verzögerung) auf Basis vorgegebener Algorithmen in eine Applikation überführt. Der Verzicht auf zusätzliche Verarbeitungsschritte macht die Anwendung von Sensoren in der Praxis attraktiv, weil damit die Arbeitszeit zur Generierung von Applikationskarten entfällt. Gleichzeitig können die Daten zeitlich

stärker variieren als beim Kartenansatz. Sollwerte werden unverzüglich in einen Steuerungsbefehl für die eingesetzte Maschine umgesetzt. Ergänzend zu einer automatisierten Sollwerterfassung kann der Bediener manuelle Kalibrierungen am Bordrechner der Maschine vornehmen. Eine Kalibrierung setzt die Kenntnis von Richt- oder Orientierungswerten voraus, die aus einheitlicher Bewirtschaftung abgeleitet werden, sowie ein Streuungsmaß der genutzten Information (Spannweite, Variationskoeffizient). In einer Basisausführung ist das Positionssystem entbehrlich. Jedoch wäre die Realisierung von Maßnahmen einer Kontrolle entzogen. Per Sensor aufgezeichnete Daten können gleichsam für den Kartenansatz verwendet werden.

SENSORANSATZ MIT KARTENÜBERLAGERUNG

Eine Verknüpfung beider Ansätze (Sensoransatz mit Kartenüberlagerung) eröffnet zusätzliche Wege der Nutzung. Informationen, die als Karte auf einem Datenträger hinterlegt sind, ergänzen bei einem Applikationsereignis Sensormessungen (WOLLNY ET AL. 2007).

2.1.2 Gewinnung von Informationen

Zur Informationsbeschaffung existiert dazu eine Reihe technischer Lösungen, mit deren Hilfe standort- oder pflanzenbezogene Kenngrößen erfassbar gemacht werden:

- Karten der Reichsbodenschätzung
- Bodenbeprobung
- Digitale Höhenmodelle
- Fernerkundung (Remote Sensing)
- Bodengestützte Sensoren

Entscheidend für ihre Nutzung sind die Kosten der Informationsgewinnung und die Einfachheit der Ableitung von Anwendungsentscheidungen.

KARTEN DER REICHSBODENSCHÄTZUNG

Die Reichsbodenschätzung wurde im Jahre 1934 veranlasst, um für landwirtschaftliches Bodeneigentum eine einheitliche steuerliche Bewertungsgrundlage zu schaffen. Daten zu bodenphysikalischen Größen und zur Ertragsfähigkeit wurden erhoben. Diese Daten liegen flächendeckend für Deutschland bei den geologischen Landesämtern bzw. Finanzämtern vor. Kritisch wird jedoch gesehen, dass die Erhebungen nicht primär nach bodenkundlichen Aspekten durchgeführt wurden (LÜTTICKEN 1996; DOBERS 2002).

Die Autoren merken an, dass die Probenehmer zwar über ein einheitliches Bewertungsschema verfügten, das aber in der Anwendung subjektiv interpretiert wurde. Ebenso erfolgte eine Abgrenzung des Beprobungsrasters nach Eigentumsgrenzen statt nach natürlichen Grenzen. Des weiteren wurden zu geringe räumliche Auflösungen (30 m * 30 m bzw. 50 m * 50 m) gewählt (LÜTTICKEN 1996; DOBERS 2002). Deshalb werden die Informationen der Reichsbodenschätzung meistens als Basisinformationen zur Planung von PF-Verfahren verwendet.

BODENBEPROBUNG

Auf Basis einer georeferenzierten Bodenbeprobung wird die räumliche Variabilität der Versorgung von Ackerschlägen mit pflanzlichen Makronährstoffen (Phosphor, Kalium, Magnesium) bzw. der pH-Zustand des Bodens untersucht. Ergebnisse der Bodenuntersuchungen werden durch Saldierung mit anderen Größen zu Düngungsempfehlungen verrechnet (WENKEL ET AL. 2001). Der Makronährstoff Stickstoff stellt in mancher Hinsicht eine Besonderheit dar und wird daher an anderer Stelle näher beleuchtet (THÖLE 2008). Durch den Ortsbezug der Bodenbeprobung können teilflächenspezifische Düngungsempfehlungen errechnet werden, die anschließend bei einer Düngung nach Kartenansatz umgesetzt werden. Ziel ist, eine Über- oder Unterversorgung bestimmter Teilbereiche eines Schlages weitgehend zu reduzieren. Bei den Beprobungen wird nach verschiedenen Strategien vorgegangen (HANEKLAUS und SCHNUG 2002; MAFRI 2006), die einen Kompromiss zwischen Kostenminimierung und optimaler Annäherung der Verteilungskarten an reale Bedingungen suchen. Zukunftsweisende Alternativen zur Bodenbeprobung können beispielsweise in einer pH-Wert-Messung mittels Bodensensoren bestehen (LUND ET AL. 2005).

DIGITALE HÖHENMODELLE

Digitale Höhenmodelle bzw. daraus abgeleitete Geländemodelle geben Aufschluss über die Ausprägung des Bodenreliefs. Zusätzlich zu den Positionen in der Ebene wird lediglich die Höhe eines Geländepunktes bestimmt. Aus Beziehungen von Höhenmessungen kann eine Vielzahl topografischer Parameter abgeleitet werden (REUTER 2004), deren räumliche Verteilung bei der Beschreibung vieler hydrologischer, geomorphologischer und biologischer Prozesse von Nutzen ist. Wege der

Datengewinnung und -auswertung sind bei HENGL ET AL. (2003) sowie SCHMIDT und GEBBERS (2000) dargelegt. Einen kostengünstigen Weg der Datengewinnung bietet z.B. die Nutzung von RTK-GPS-Empfängern, deren eigentlicher Zweck in der automatischen Lenkunterstützung von Schleppern und Mähreschern und bei der Ausführung von Bewirtschaftungsmaßnahmen besteht (NOACK ET AL. 2007).

FERNERKUNDUNG

Fernerkundungsdaten liefern entsprechend dem Zeitpunkt ihrer Aufnahme Informationen über die Bodenoberfläche oder die Ausprägung der Vegetation. Als Plattformen zur Fernerkundung werden Flugzeuge oder Satelliten eingesetzt. Befliegungen werden gezielt vorgenommen. Satellitenaufnahmen werden dagegen in regelmäßigen Abständen beim Überfliegen eines Zielgebietes gewonnen. Fernerkundungsdaten beruhen auf der Erfassung der Strahlungsreflexion von Boden oder Vegetation mit verschiedenen Sensoren, die an den jeweiligen Plattformen angebracht sind. Die Nutzung von Luftbildern ist beispielsweise aus den Kontrollen von EU-Agrarfördermaßnahmen bekannt. Aus Spektraldaten können diverse Vegetationsindices abgeleitet werden (SERRANO ET AL. 2000; SCOTFORD und MILLER 2005; ZARCO-TEJADA ET AL. 2005), die bei der Erstellung von Applikationskarten für N-Düngung und Pflanzenschutz Anwendung finden. Dazu müssen diese Daten georeferenziert und interpretiert werden. Von entscheidender Bedeutung für verwertbare Aufnahmen sind günstige Witterungsbedingungen (wolkenloser Himmel), was unter mitteleuropäischen Bedingungen zur Einhaltung bestimmter agronomischer Termine nicht immer gegeben ist. Daher sind Fernerkundungsaufnahmen unsichere Informationsquellen.

BODENGESTÜTZTE SENSOREN

Der Einsatz bodengestützter Sensoren beinhaltet gegenüber der Fernerkundung viele Vorzüge. Nach SCOTFORD und MILLER (2005) erlauben bodengestützte Sensoren deutlich höhere räumliche und zeitliche Auflösungen von Daten und stehen dem Anwender unter weitgehender Kontrolle zeitlich schneller zur Verfügung.

ADAMCHUK ET AL. (2004) geben einen umfassenden Überblick über die Nutzung von Sensoren verschiedener Messprinzipien, um Bodeneigenschaften flächendeckend zu erfassen. Eine häufig genutzte Größe ist die scheinbare elektrische Leitfähigkeit des

Bodens (apparent soil electrical conductivity, EC_a). Die elektrische Leitfähigkeit ist ein indirekter Indikator für verschiedene bodenphysikalische und -chemische Eigenschaften und wird durch die Faktoren Wassergehalt, Kationenaustauschkapazität bzw. Tongehalt, Ionengehalt der Bodenlösung, Bodentemperatur und -dichte beeinflusst (DOMSCH 2004). Häufig wird das Gerät EM 38 als Sensor für Leitfähigkeitsmessungen eingesetzt. Das Messprinzip des EM 38 (Firma Geonics Ltd., Mississauga, Ontario, Kanada) beruht auf der Erfassung eines Magnetfeldes, das durch eine Sendespule (Primärfeld) im Boden induziert wird. Dieses Feld hängt von der elektrischen Leitfähigkeit des Bodens ab. Das entstehende Sekundärfeld wird mit einer Empfängerspule gemessen (Einheit: $mS\ m^{-1}$). Leitfähigkeitswerte bilden eine Summe aus den Leitfähigkeiten einzelner Bodenschichten, wobei 1,50 m als theoretische Erkundungstiefe für das EM 38 definiert wird. Unter Einbeziehung der aufgeführten Einflussfaktoren kann das Leitfähigkeitsmuster eines Schlages als Muster des mittleren Tongehaltes interpretiert werden (DOMSCH 2004). Somit ist diese Messung eine Größe um die Bodenvariabilität zu charakterisieren (CORWIN und LESCH 2003). Jedoch ist die Leitfähigkeit in erster Linie zur Beurteilung relativer Unterschiede auf einem Schlag geeignet. Die Vergleichbarkeit der Messkarten zwischen Schlägen ist nur eingeschränkt möglich. Bei der Auswertung von On-Farm-Experimenten kann die Leitfähigkeitsmessung als Erklärungsvariable für die Bodenheterogenität eines Schlages herangezogen werden (JOHNSON ET AL. 2003; JOHNSON ET AL. 2005).

Weitere Sensoren wurden zur bodengestützten Erfassung von Merkmalen in Pflanzenbeständen entwickelt: Der YARA-N-Sensor misst quantitativ die Reflexion von Licht im Bereich sichtbarer Wellenlängen bis zum Nahinfrarot. Am Übergang von Rot zu Infrarot tritt der sogenannte Red Edge Effekt auf: geringere Reflexionsgrade im roten Bereich (Absorption des Lichtes in der Pflanze) gehen über zu deutlich höheren Graden. Im Spektraldiagramm kann dieser Übergang durch einen Wendepunkt charakterisiert werden, der in Abhängigkeit von der N-Versorgung eines Bestandes bzw. dessen Chlorophyllgehalt variiert. Diese Wendepunkt-Variation kann für die teilflächenspezifische N-Düngung genutzt werden (RECKLEBEN 2004). Der YARA-N-Sensor hat in Deutschland bereits eine gewisse Marktbedeutung erlangt. Weitere optoelektronische Sensoren zur variablen N-Düngung sind das MiniVegN-System (LIMBRUNNER und MAIDL 2007), der Crop Circle Sensor und der Green Seeker Sensor (SOLARI 2006), die auf dem deutschen Markt bisher eine unbedeutende Rolle spielen.

The diagram illustrates a pendulum of length l_P pivoted at a height h_D from a horizontal ground. The pendulum bob, with mass m_P , is shown at an angle α from the vertical. It is moving with a horizontal velocity v_F at the pivot point. The bob strikes a cylinder of height h_{A0} and mass m_{Hi} . The impact force is denoted by F_Z . The cylinder's deflection is shown by a dashed line, and the bending moment distribution is indicated by w_{bi} . The ground is represented by a hatched area.

α	Pendelwinkel	m_P	Pendelmasse
F_Z	resultierende Kraft	v_F	Fahrgeschwindigkeit
h_D	Drehpunkthöhe	W_{bi}	Biege widerstands-
h_{A0}	Höhe des Zylinderkörpers		moment
l_P	Pendellänge		
m_{Hi}	Massenträgheitsmoment		



Das Pendel erfährt in Abhängigkeit von der Anzahl und Masse der Halme (inkl. Trägheitsmoment m_{Hi}), vom Biege widerstand der Halme (W_{bi}) und von der Reibung eine Widerstandskraft (F_Z), die eine Auslenkung mit dem Winkel (α) verursacht. Der Pendelwinkel α wird mit einem Potentiometer gemessen. Der Auslenkwinkel wird neben den Merkmalen eines Pflanzenbestands ebenso von der Fahrgeschwindigkeit (v_F) des Trägerfahrzeugs und den gewählten Pendeleinstellungen bestimmt. Folgende Einstellungen werden vom Bediener am Crop-Meter festgelegt: die Pendelmasse (m_P), die Pendellänge (l_P) und die Höhe des Pendels über der Bodenoberfläche (h_{A0}), bei $\alpha = 0^\circ$. Die elektrische Bordenergie des Trägerfahrzeuges (Traktor, Selbstfahrer) stellt den Betrieb des Gerätes sicher. Zur Vermeidung von Beschädigungen und Sicherung einer gleich bleibenden Höhe des Drehpunktes (h_D) ist das Gerät in der Ausführung vom Frühjahr 2005 mit einem Tastelement ausgestattet, das die unterschiedlichen

Fahrspurtiefen und Fahrzeughöhen misst. Über berührungslose Näherungsschalter wird in Verbindung mit einem geregelten Linearmotor (Dreipunkt-Regler) die Drehpunkthöhe konstant gehalten. Das Crop-Meter wird seit 2004 in einer praxisreifen Version von der Firma *agrocom* (Bielefeld) kommerziell vertrieben (Abb. 1).

Intensive Untersuchungen in Getreide, Reis und anderen Gräsern ergaben sehr enge funktionale Beziehungen (linear bzw. quadratisch) zwischen Pflanzenmassen (Frischmasse, Trockenmasse) und Auslenkwinkeln des Pendels (HAMMEN 2001, EHLERT ET AL. 2003). Diese Korrelationen bilden die Grundlage, die Information des Pendelwinkels bzw. der Pflanzenmasse für eine bestandsbezogene variable (teilflächenspezifische) Ausbringung von Stickstoffdüngern, Fungiziden oder Wachstumsreglern in heterogenen Pflanzenbeständen einzusetzen.

Die technische Realisierung dieses Ansatzes erfolgt mittels Potentiometer am Drehpunkt des Pendels, das den gemessenen Auslenkwinkel in ein elektrisches Signal umwandelt. Mit zwei Jobrechnern für Crop-Meter und Maschine (z.B. Düngerstreuer) und einem Terminal wird dieses Signal in eine Applikation umgesetzt. Das ACT II (AGROCOM Computer Terminal) stellt das zentrale Element zwischen den Jobrechnern dar. Über einen integrierten GPS-Empfänger im ACT II werden mit EGNOS-Korrektursignal geographische Positionen bestimmt. Gemäß Bedienervorgabe werden auf Basis der Winkel festgesetzte Algorithmen in einen Steuerbefehl für den Jobrechner des Düngerstreuers oder der Feldspritze übersetzt. Entsprechend der Ausführung und dem Fabrikat von Düngerstreuer oder Spritze unterscheiden sich Teile der Software im ACT II für die Ansteuerung der Jobrechner. Die Verbindungen zwischen den Jobrechnern und dem Terminal werden über ein landwirtschaftliches BUS-System hergestellt. Situationsabhängig kann im Terminal ein steigender oder fallender Algorithmus bestimmt werden (Abb. 2). Die Parameter für Applikationsalgorithmen sind beim Einsatz des Crop-Meters frei wählbar. Das räumt dem Anwender eine große Flexibilität ein. Für die teilflächenspezifische N-Düngung müssen zunächst eine Untergrenze AM_{\min} und eine Obergrenze AM_{\max} für die zu variierende Düngermenge festgelegt werden (Abb. 2). Gleichmaßen ist das Crop-Meter zur variablen Ausbringung von Wachstumsreglern und Fungiziden in Getreide einsetzbar (DAMMER und EHLERT 2006; WOLLNY ET AL. 2007; DAMMER ET AL. 2008).

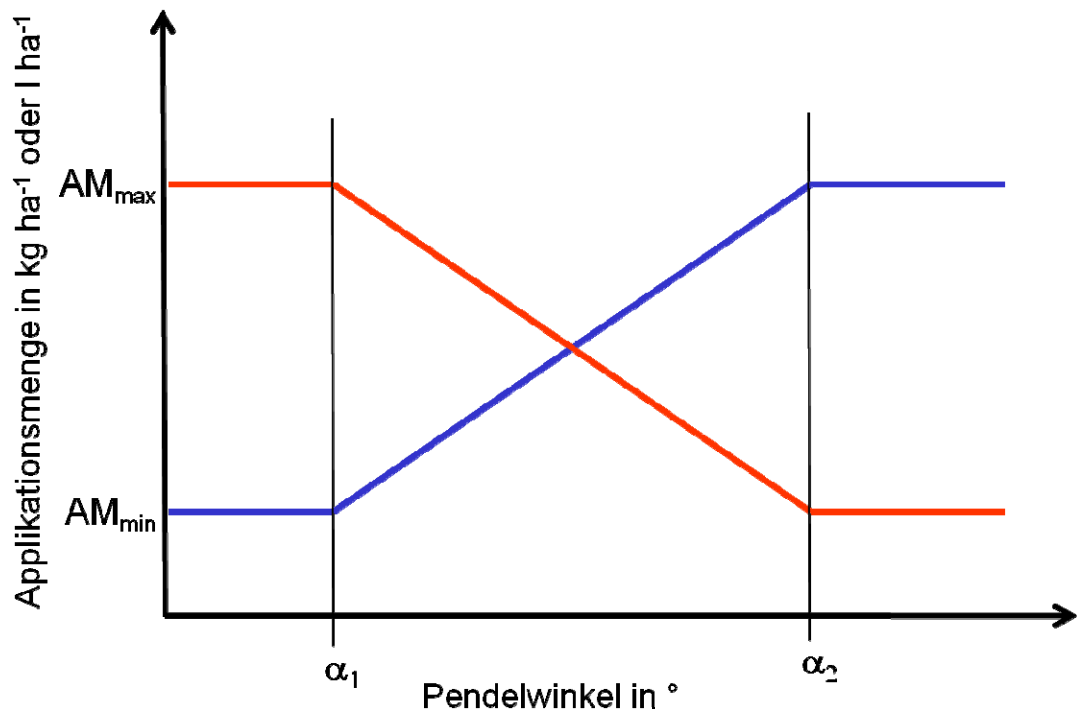


Abb. 2: Verlauf eines steigenden und fallenden Applikationsalgorithmus

Zur Ermittlung der Winkel α_1 und α_2 (Abb. 2) erfolgt eine Kalibrierfahrt mit dem Crop-Meter durch eine Fahrgasse, die möglichst die Spannweite der Pflanzenmasse (Variabilität) im Schlag repräsentieren sollte. Nach dieser Durchfahrt werden der gemessene minimale und maximale Pendelwinkel auf dem Bedienterminal angezeigt. Die maximale Spanne reicht von 0 bis 60°. Alle vier Werte werden ins Terminal eingegeben. Zur Rückverfolgbarkeit werden Daten auf dem ACT bzw. einen mobilen Datenträger gespeichert und werden zur Bearbeitung auf einen PC übertragen. Diese Daten können zur Auswertung von On-Farm-Versuchen herangezogen werden.

SENSOREN ZUR ERTRAGSKARTIERUNG

Mittels Ertragskartierung kann die Ertragsvariabilität von Druschfrüchten innerhalb von Ackerschlägen aufgezeichnet werden. Die Ertragsmessung erfolgt mit Hilfe von Korndurchsatzsensoren in den Kornelevatoren von Mähdreschern, die nach verschiedenen technischen Prinzipien arbeiten. Man unterscheidet Volumen-, Kraft- und Impulsmesssysteme (DEMMELE 2001; STEINMAYR 2002), mit denen die Masse des Druschgutes indirekt bestimmt wird. In Verbindung mit GPS-Systemen werden die Ertragsdaten georeferenziert auf einem Bordcomputer aufgezeichnet, woraus digitale

Karten erzeugt werden können. Die Qualität der Ertragskartierung hängt von diversen Einflussfaktoren ab (Tab. 1).

Tab. 1: Wichtige Einflüsse auf die Qualität von Ertragsdaten und deren Ursachen

Einflüsse	Ursache
Diskontinuierlicher Druschgutdurchsatz im Mähdrescher	Druschunterbrechungen am Vorgewende und im Schlag; Fahrgeschwindigkeit
Durchsatzmessung am Ertragssensor	Kalibrierung, Systemfehler
Flächenermittlung	Schnittbreiteneinstellung, Fahrabweichung zur eingestellten Schnittbreite
Positionsermittlung	GPS-Drift, Antennenstellung
Unterschätzung der Druschgutmasse	Kornverluste und Lagergetreide
Überschätzung der Druschgutmasse	Unkraut, Schwarzbesatz, Stroh-, Grannen- und Spelzreste

STEINMAYR (2002) gibt detaillierte Informationen über die Fehlerquellen der Ertragsmessung und Hinweise zur Fehlerminimierung. Gleichzeitig können neben dem Ertrag qualitätsbestimmende Größen des Korns gemessen werden (Feuchte, Rohproteingehalt) (RECKLEBEN 2004). Dazu sind zusätzliche Sensoren notwendig. Ertragskartierung und Feuchtemessung haben eine größere Verbreitung in der Praxis gefunden, wohingegen die Proteinmessung noch eine Ausnahme bildet.

Ertragskarten dienen dem Landwirt zur Anbaudokumentation und als Erfolgskontrolle von Bewirtschaftungsmaßnahmen. Außerdem bilden sie eine Grundlage für teilflächenbezogene Maßnahmen, weil eine Aussage über die Heterogenität der Standortverhältnisse möglich wird. Jedoch ist die einjährige Ertragsverteilung eines Schlates als Basis meistens nicht ausreichend, weil Erträge in erster Linie witterungsbedingt räumlichen und zeitlichen Schwankungen unterliegen (BLACKMORE ET AL. 2003; LIU ET AL. 2006).

Ertragsdaten werden zur Visualisierung auf einem PC in ein Geoinformationssystem (GIS) übertragen. Dort kann eine Nachbearbeitung der Datensätze zur Fehlerkontrolle erfolgen, wie mehrere Autoren empfehlen und auf verschiedene Weisen durchgeführt wird (JÜRSCHIK ET AL. 1999; PING und DOBERMANN 2005; BLACKMORE und MOORE 1999). Die Nachbearbeitung kann mit Computerprogrammen wie dem Yield Editor (SUDDUTH und DRUMMOND 2007) oder dem YieldSweeper (GEBBERS und DOMSCH 2007) automatisiert werden.

2.1.3 Teilflächenspezifische N-Düngung von Getreide

Die Stickstoffdüngung ist im Getreideanbau von erheblicher wirtschaftlicher Bedeutung. MITTLER (2000) untersuchte die Ökovariabilität von Winterweizen auf verschiedenen Standorten Nordostdeutschlands und kam zu dem Ergebnis, dass 51% der Ertragsvariabilität auf das Zusammenwirken von Boden und Jahreswitterung, den Standort, zurückgeführt werden konnten, was durch menschliches Handeln nicht beeinflussbar ist. Im Anschluss folgte mit 29% die N-Düngung als Variationsursache, die in Zeit, Menge und Form gesteuert werden kann. Der Anteil der N-Düngung an den Vollkosten des Weizenanbaus liegt nach Angaben von HERBST (2006) bei ca. 30%. Die Preisentwicklungen für N-Dünger zeigten in der jüngsten Vergangenheit deutlich steigende Tendenzen. Gleichzeitig können von der N-Düngung bedeutende negative Umwelteinflüsse ausgehen. Wesentliche Umwelteinflüsse sind der hohe Anteil der N-Düngung am Energieaufwand im Getreideanbau, klimawirksame Lachgasemissionen (N_2O) und Nitratauswaschungen ins Grundwasser. Nach HIRSCHFELD ET AL. (2008) beruhen ca. 30% der Lachgasemissionen aus landwirtschaftlichen Böden auf der Anwendung von mineralischen N-Düngern. PIRINGER und STEINBERG (2006) geben an, dass der Anteil der N-Düngung (Herstellung + Ausbringung) am Energieinput im Weizenanbau (USA) bis zu 47% beträgt.

Im konventionellen Landbau ist es übliche Praxis, die N-Düngung von Getreide in mehrere Gaben zu teilen (KÜBLER 1994) (Tab. 2). Auf diese Weise soll zu bestimmten Terminen die Anlage der Ertragskomponenten gezielt unterstützt bzw. natürliche Reduktionsvorgänge gemindert werden. Gleichzeitig sollen negative Einflüsse überhöhter N-Aufnahme durch die Pflanzen (übermäßige Förderung von Trieben, Lagergetreide) vermieden werden. Auch bei der teilflächenspezifischen N-Düngung werden diese Termine zu Grunde gelegt. THÖLE (2008) gibt einen Überblick, wie N-Vorräte im Boden und der N-Bedarf eines Pflanzenbestandes zur Ermittlung des Düngedarfs geschätzt bzw. gemessen werden können. Weiterhin werden produktionstechnische Strategien zur Teilung und Terminierung der N-Düngung im Getreide dargelegt (THÖLE 2008).

Tab. 2: Teilung der N-Düngung im Getreide nach Entwicklungsstadien

N-Gabe	Teil-Gabe	BBCH-Stadium	Definition	Ziel
N-Gabe im Herbst	N 0	00/10	Saat/Auflaufen	Förderung der Jugendentwicklung im Herbst
1. N-Gabe (N 1)	N 1a	13/21	3-Blatt-Stadium / Beginn der Bestockung	Förderung von Trieben (Vegetationsbeginn)
	N 1b	29/30	Ende der Bestockung / Beginn des Schossens	Verringerung der Triebreduktion, Stabilisierung der Anzahl von Ähren je m ²
2. N-Gabe (N 2)	N 2a	31/32	1-Knoten-Stadium / 2-Knoten-Stadium	Verringerung der Blütchenreduktion, Stabilisierung der Kornzahl je Ähre
	N 2b	37/39	Fahnenblatt erscheint bzw. ist voll entfaltet	Stabilisierung der Kornzahl je Ähre, Erhöhung der Tausendkornmasse
3. N-Gabe (N 3)	N 3a	49/51	Grannenspitzen / Beginn des Ährenschiebens	Erhöhung der Tausendkornmasse, Erhöhung des Proteingehaltes
	N 3b	59/61	Ende des Ährenschiebens / Beginn der Blüte	Erhöhung des Proteingehaltes, Erhöhung der Tausendkornmasse

Exemplarisch geben LIMAUX ET AL. (1999) an, dass Düngerstickstoff in nur geringen Raten (19-55%) von den Pflanzen ausgenutzt wird, was aus wirtschaftlicher und ökologischer Sicht sehr unbefriedigend ist. SHANAHAN ET AL. (2008) sehen u.a. eine wesentliche Ursache für zu niedrige Ausnutzungsraten in der schlagspezifischen Unterstellung mittlerer Bedingungen mit uniformer Ausbringung mineralischer N-Dünger. Weiterhin werden eine mangelnde Synchronisierung von N-Ausbringung und N-Bedarf der Pflanzen und die Kalkulation von Düngermengen auf Basis vereinfachter Bilanzansätze (Stützung der Bilanzen auf mittlere und/oder überhöhte Zielderträge, Annahme konstanter N-Aufnahmeraten) als Ursachen angeführt.

Bei der schlageinheitlichen N-Applikation, entsprechend der „guten fachlichen Praxis“, sind in bestimmten Schlagbereichen N-Überschüsse und in anderen N-Defizite zu erwarten, weil die oftmals existente Variabilität von Boden- und Pflanzeigenschaften nicht angemessen beachtet wird (SHANAHAN ET AL. 2008). Mit teilflächenspezifischen Technologien kann ein Landwirt jedoch Ort und Höhe der Düngung entsprechend der Variabilität von Boden und Pflanzenbeständen selbst festlegen. Der Nachteil einer Über- oder Underdosierung von Stickstoff kann auf ein Minimum reduziert werden.

Die Variation der mineralischen N-Düngung kann auf verschiedenen technischen Grundlagen basieren:

- Applikationskarten, abgeleitet aus mehrjähriger Ertragskartierung oder Vegetationsindices aus der Fernerkundung (BLACKMORE ET AL. 2003, HOULES ET AL. 2007)
- Sensoren zur Messung von Pflanzenmerkmalen (YARA-N-Sensor, Crop-Meter, MiniVegN etc.)
- modellgestützte Simulationen von Prozessen in Boden und Pflanze (WONG ET AL. 2005; KERSEBAUM ET AL. 2001)

2.2 Probleme der Anlage und Auswertung von On-Farm-Versuchen

2.2.1 Grundsätze der Versuchsplanung

Bei der Anlage von Parzellenversuchen sollen folgende Grundsätze beachtet werden:

WIEDERHOLUNG DER PRÜFGLIEDER

Wiederholen bedeutet, dass das gleiche Prüfglied auf mindestens 2 Versuchseinheiten unter ansonsten konstanten Bedingungen synchron untersucht wird. Mit Erhöhung der Wiederholungsanzahl wird generell eine Erhöhung der Präzision (geringere Standardfehler) verbunden. Als Versuchseinheit wird meistens die Parzelle eines Pflanzenbestandes betrachtet.

RANDOMISATION DER PRÜFGLIEDER

Um den Einfluss systematischer Störgrößen auszuschließen, werden Prüfglieder den Versuchseinheiten zufällig zugeteilt. Von großer Bedeutung dabei ist, dass jedes Prüfglied gleichberechtigt irgendeiner Versuchseinheit zugeordnet werden kann.

KONTROLLE VON STÖRFAKTOREN

Durch die Bildung von Blocks können systematische Störfaktoren kontrolliert werden. Die Blocks fließen als weitere Variationsursache in die Versuchsauswertung ein. Innerhalb eines Blocks sollen möglichst homogene Ausgangsbedingungen (keine Bodenunterschiede) herrschen. Die Variation der Prüfmerkmale soll allein von der Gestaltung der Prüfglieder ausgehen. Alle anderen Einflussgrößen sind konstant zu halten (ceteris paribus Prinzip). Diese Störgrößen sollen lediglich noch zwischen den

Blocks wirksam werden. Die Blockanlagen entsprechen einem geschichteten Stichprobenverfahren, wobei die vollständige Randomisation eingeschränkt wird. Das ist bei einer Analyse zu berücksichtigen. Innerhalb der Blocks sind die Varianten uneingeschränkt zufällig anzuordnen.

Der Block gilt auch als Organisationsprinzip für eine Wiederholung zu prüfender Versuchsvarianten. Im vollständigen Block kommt jedes Prüfglied einmal vor. Der Prototyp des daraus resultierenden Versuchsdesigns ist die randomisierte vollständige Blockanlage.

2.2.2 Abgrenzung von On-Farm-Versuchen zum Parzellenversuch

On-Farm-Versuche werden auf den Flächen landwirtschaftlicher Betriebe angelegt, also außerhalb von Versuchsstationen, die für die Agrarforschung eingerichtet sind.

Praxisversuche behandeln Fragestellungen, die die Einführung neuer technologischer Verfahren z.B. von Precision Farming Technologien in die Praxis betreffen. Ein besonderer Vorteil wird darin gesehen, dass praktizierende Landwirte an der Versuchsplanung und -durchführung beteiligt werden (GRIFFIN 2006). Davon verspricht man sich insbesondere in Subsistenzwirtschaften der Entwicklungsländer, Landwirte durch die aktive Beteiligung zur Adaption neuer Techniken zu motivieren, um die Eigenversorgung mit Lebensmitteln zu sichern oder zu verbessern. Ebenso soll die Einführung neuer Technologien in den Industrieländern Nordamerikas oder Europas gefördert werden.

On-Farm Versuche werden zur Beantwortung von Versuchsfragen durchgeführt, die im Parzellenversuch technologisch nicht oder nur schwer umgesetzt werden. Dies betrifft insbesondere Untersuchungen zu Fragen der Bodenbearbeitung, Bewässerung oder der organischen Düngung (THOMAS 2006). Somit ergänzen Praxisexperimente Parzellenversuche.

Diverse Autoren (ANDERSON 1993; NAFZIGER 2003; SOOBY 2001; TODD 1997; WITTIG und WICKS 2001; WILBOIS ET AL. 2004) orientieren sich bei der Anlage von On-Farm-Versuchen an den Grundsätzen zur Planung von Parzellenversuchen und fordern die vollständige Umsetzung in On-Farm-Versuchen. Eine wesentliche Forderung besteht dabei in Versuchsflächen mit homogenen Bodenbedingungen, wobei die Art und Weise der praktischen Homogenitätsbewertung häufig offen bleibt. Gleichzeitig sollen Merkmale in unabhängigen Stichproben erhoben werden.

Diese Anforderungen werden bei der Anlage von Pflanzenschutz- oder Wachstumsreglerversuchen auf Praxisschlägen recht erfolgreich umgesetzt. Ein Schlag wird zunächst mit praxisüblicher Saattechnik unter Anlage von Fahrgassen mit Getreide oder Raps bestellt. Später werden in ausgewählten Bereichen, in denen der Bestand visuell als homogen beurteilt wird, Parzellen bzw. Blocks im rechten Winkel zur Drillrichtung mit nicht selektiven Herbiziden (z.B. Glyphosat) „hineingespritzt“. Die Blocks sind damit parallel zu den Fahrgassen ausgerichtet. Fahrgassen und der Fahrgassenzwischenraum werden ausgespart und gehören zum Rand. Die N-Düngung wird ebenfalls betriebsüblich durchgeführt. Die eigentliche Anlage von Prüfgliedern erfolgt anschließend mit Applikationsgeräten für Kleinparzellen. Einfachste Formen von On-Farm-Versuchen sind Erhebungen auf Praxisflächen wie der Vergleich zwischen Schlägen oder die mittige Teilung eines Ackerschlaes zum Vergleich von zwei Versuchsvarianten. Diese Formen haben den Charakter von Demonstrationsversuchen. Ein weiterer Demonstrationsversuch ist der so genannte Terrassenversuch. Beim Terrassenversuch werden hintereinander in Fahrgassen verschiedene Intensitätsstufen angeordnet, um Effekte bestimmter N-Düngungsgaben oder Pflanzenschutzanwendungen darzustellen (BÖTTGER 1990).

Sogenannte Streifenversuche (engl. „on-farm strip trials“) vereinigen in ihrem Design Elemente des kontrollierten Anbauvergleichs (RÜTHER und SPECHT 1956, THOMAS 2006) und von Standardanlagen nach Langparzellenmethode (MUDRA 1949; VON LOCHOW und SCHUSTER 1961). Der Begriff „Streifenversuch“ soll hier klar von der Streifenanlage (engl. „split plot design“), wie sie aus klassischen Parzellenversuchen bekannt ist, abgegrenzt werden.

In Langparzellenanlagen werden mehrere Standard- oder Kontrolllangparzellen integriert (Abb. 3). Zwischen den Standards werden zwei oder drei zu vergleichende Prüfglieder angeordnet. Beim kontrollierten Anbauvergleich werden auf einem Schlag zunächst praxisübliche Verfahren angewendet, und ein neues Verfahren wird ebenfalls als Streifen in den Schlag hineingelegt. Entlang der Grenzen der so geschaffenen Teilstücke werden Messtransekte oder Parzellen zur Erhebung der Prüfmerkmale angelegt. Ein wesentliches Prüfmerkmal ist in den meisten Feldversuchen der Ertrag der Prüfkultur, beim Getreide in der Regel der Kornertrag, seltener der Ganzpflanzenertrag (Energiepflanzen). Streifenversuche zur mineralischen Düngung oder zum

Pflanzenschutz werden häufig in Anlehnung an ein bestehendes Fahrgassensystem angelegt.

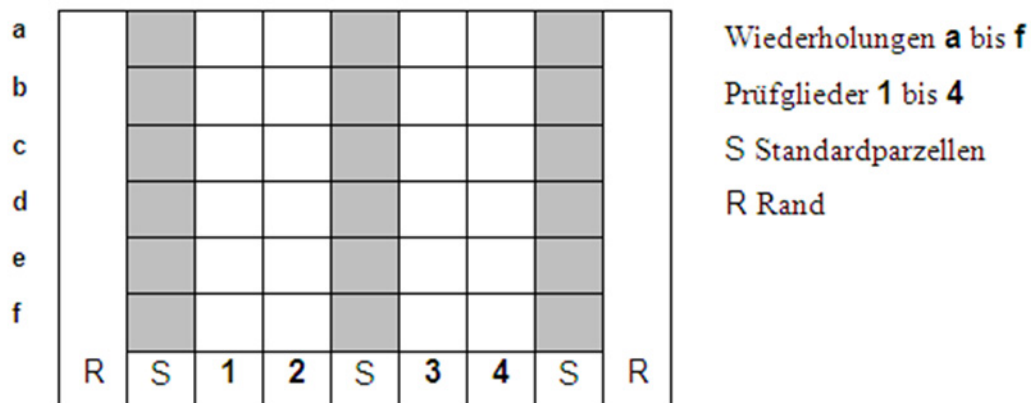


Abb. 3: Schema einer Langparzellenanlage

In der Abbildung 3 ist erkennbar, dass Ernteparzellen (Wiederholungen a-f), desselben Prüfgliedes nicht zufällig, sondern systematisch hintereinander angeordnet sind. Diese Anordnung kann man auch als Streifen betrachten. Die Unterteilung in Ernteparzellen erfolgt für die Beerntung mit Parzellenmähdreschern und Einzelwägung des Erntegutes pro Parzelle. Jede Ernteparzelle kann als Versuchseinheit interpretiert werden. Es ergeben sich unechte Wiederholungen. HURLBERT (1984) und JOHNSON (2006) bezeichnen die Versuchseinheiten auch als Pseudo-Wiederholungen. Man kann auch von Wiederholungsmessungen bzw. „repeated measurements“ sprechen. Damit bildet sich ein deutlicher Kontrast zum klassischen Ansatz des Parzellenversuchs (vgl. Abschnitt 2.2.1).

In On-Farm-Versuchen ist es häufig üblich, Streifen mit einem Praxis-Mähdrescher ohne Unterteilung in Ernteparzellen wie bei der Langparzellenmethode durchgängig zu beernten. Diese Streifen bilden die Versuchseinheiten. Anschließend wird die Druschgutmasse direkt auf der Waage ermittelt, so dass pro Streifen bzw. Wiederholung ein Ertragswert vorliegt. Ein entscheidender Nachteil besteht darin, dass eine schlagspezifisch zu erwartende räumliche Ertragsvariabilität nicht erfasst werden kann.

In moderneren On-Farm-Versuchen werden die Streifen mit Erntemaschinen gedroschen, die über Ertragskartierungssysteme und GPS verfügen. Hier wird die Masse pro Flächeneinheit je nach Messprinzip des Kartierungssystems indirekt ermittelt. Man nähert sich der Ernte von Teilabschnitten in der Langparzelle wieder an, weil in einem kontinuierlich geernteten Streifen in bestimmten zeitlichen Abständen

hintereinander Ertragswerte mit geografischen Positionen aufgezeichnet werden. Bei dieser Art der Ernte entsteht der gleiche Sachverhalt wie in der Langparzelle. Die Erträge werden georeferenziert und systematisch erfasst und stellen damit räumliche Messwiederholungen dar. Das Randomisationsgebot wird verletzt. Damit wird der Charakter eines Streifens als Wiederholung oder experimentelle Einheit im Sinne der Versuchsplanung in Frage gestellt. Möglicherweise besteht eine räumliche Autokorrelation der Ertragswerte, die bei einer Datenanalyse beachtet werden sollte und zur Beschreibung der räumlichen Ertragsvariabilität genutzt werden kann (vgl. Abschnitt 2.2.4). Prinzipiell liegt durch die Ertragskartierung eine deutlich höhere Anzahl von Messwerten vor als im Parzellenversuch. Im Parzellenversuch werden aus Kostengründen häufig nur vier Wiederholungen angelegt.

Ein wesentlicher Unterschied zwischen Parzellenversuchen und Streifenversuchen auf Ackerschlägen ist auch der Flächenbedarf. Je nach Prüffaktor und Versuchskultur nehmen Einzelparzellen in einem Parzellenversuch Flächen zwischen 10 und 20 m² bei Sortenversuchen und zwischen 50 und 100 m² bei Bodenbearbeitungs- oder Bewässerungsversuchen ein (THOMAS 2006). Diese Größen beruhen auf Erfahrungswerten, um entsprechend der Versuchsfrucht homogene Pflanzenbestände bzw. einen Ausgleich zur Variabilität von Einzelpflanzen zu erreichen. Bei den wesentlich größeren Flächen in Streifenversuchen (z. B. 500 m Schlaglänge * 30 m Arbeitsbreite einer Feldspritze = 1.500 m²) fällt es deutlich schwerer, homogene Bestände zu bilden, was aber in Anlehnung an die Grundsätze der Versuchsplanung gleichermaßen anzustreben ist wie in Parzellenversuchen (KNIGHTON 2001).

Grundsätzlich wird für Parzellenversuche davon ausgegangen, dass durch eine hohe Anzahl von Wiederholungen die Präzision verbessert werden kann. In Streifenversuchen wird aber oft mit geringer Anzahl von Wiederholungen (2 bis 3) gearbeitet, um die Gesamtfläche eines Versuchs in Grenzen zu halten, weil aufgrund zunehmender Flächenheterogenität der Versuchsfehler ansteigt. Aus dem gleichen Grund werden nur wenige Prüfglieder (2 bis 4) eines Prüffaktors geplant. In Versuchen unter Praxisbedingungen wird daher generell mit höheren Versuchsfehlern gerechnet als im Parzellenversuch. Zwei- oder dreifaktorielle Versuchsanlagen sind eher selten. Eine Randomisierung der Prüfglieder in Blocks kann aus Gründen der technischen Versuchsdurchführung nicht in jedem Fall eingehalten werden, sollte aber generell Berücksichtigung finden.

In bestimmten Versuchsdesigns werden die Streifen in Versuchseinheiten geteilt, die dann im Gegensatz zur Langparzellenmethode nach Kartenansatz unterschiedlich behandelt werden (SCHNEIDER ET AL. 2007). Damit kann man die Anzahl der Wiederholungen erhöhen und dem Randomisationgebot der Prüfglieder gerecht werden. On-Farm-Versuche werden meist mit betriebsüblicher Technik durchgeführt und müssen in die arbeitswirtschaftlichen Abläufe der durchführenden Betriebe integriert werden, so dass auch aus diesem Grunde keine der Parzellengrößen von 10 bis 100 m² als Versuchseinheiten in Frage kommen kann (LOWENBERG-DEBOER 2002).

Für einen reibungslosen Ernteverlauf und eine hohe Qualität der aufgezeichneten Ertragsdaten sind weitere Punkte beim Einsatz von Ertragskartierungssystemen erwähnenswert. Die Länge eines Streifens sollte generell am Ertragsniveau eines Schlags ausgerichtet werden, damit das Korntankvolumen eines Mähdreschers möglichst für eine ganze Schlagüberfahrt ausreicht. Je höher der Ertrag, desto kürzer müssen die Streifen sein. Andernfalls müsste der Korntank im Schlag entleert werden, was logistischen Zusatzaufwand für Kooperationspartner der Praxis bedeutet und für eine Ertragskartierung von Nachteil wäre, weil die erforderliche Druschkontinuität unterbrochen werden würde.

In Großbetrieben sind meist mehrere Mähdrescher gleichzeitig im Einsatz. Zur Versuchsernte sollte aber nur eine Erntemaschine eingesetzt werden, um die Messvariabilität verschiedener Ertragssensoren auszuschließen. Die Sensoren zur Korndurchsatz- bzw. Kornfeuchtemessung sollten auf Funktion und Sauberkeit geprüft und dem Messprinzip entsprechend vor der Versuchsernte kalibriert werden. Zur korrekten Flächenermittlung sollte die Schnittbreite richtig eingegeben und während des Druschs eine konstante Fahrgeschwindigkeit eingehalten werden. Zeitpunkte (Zeit des Terminals) für Druschbeginn und -ende am Vorgewende sowie Druschunterbrechungen sollten notiert und bei einer Datennachbearbeitung berücksichtigt werden. Zur Absicherung der aufgezeichneten Erträge hat es sich bewährt, das Druschgut pro Erntestreifen zusätzlich zu wiegen. Dazu ist der Transportweg zwischen Versuchsschlag und einer Fuhrwerkswaage zu organisieren, weil eine Wägung zusätzlichen Zeitaufwand bedeutet. Aus arbeitswirtschaftlichen Gründen wird das Druschgut in Praxisbetrieben oft erst beim Verkauf gewogen. Eventuell können auch Handernteproben zur Bestimmung von Referenzerträgen genommen werden, was allerdings hohen personellen und zeitlichen Aufwand erfordert.

2.2.3 Räumliche Heterogenität in On-Farm- und Parzellenversuchen

Parzellenversuche verlangen die Einhaltung des *ceteris paribus* Prinzips. Bei Versuchsfragen, die den praktischen Nutzen von Precision Farming Technologien beinhalten, ist eine Boden- oder Bestandsvariabilität jedoch ausdrücklich erwünscht. Dies bildet einen weiteren Kontrast zum Parzellenversuch. Die Variabilität in Boden oder Pflanzenbestand wandelt sich von einem Störfaktor im klassischen Sinne zu einem erwünschten Begleitmerkmal bzw. zu einem Faktor von Interesse. Die erhöhte Variabilität führt meistens dazu, dass der Einfluss der Prüffaktoren auf Prüfmerkmale von den Störgrößen überlagert wird.

Das Prinzip der Blockbildung stellt eine sehr weit verbreitete und akzeptierte Variante der Stratifikation dar, so dass im Anschluss näher darauf eingegangen werden soll. Andere Varianten sind denkbar und werden weiter unten beschrieben. Durch eine bewusste räumliche Platzierung eines Blocks sollen im Parzellenversuch Bodenunterschiede weitestgehend minimiert werden. Uniformitätsversuche oder Blindversuche können vor der Anlage des eigentlichen Versuches Aufschluss über die Existenz von Bodenheterogenität liefern (FAIRFIELD-SMITH 1938; RICHTER ET AL. 1997; GOŁASZEWSKI 2002). GOMEZ und GOMEZ (1984) geben sehr anschaulich u. a. für randomisierte Blockanlagen Hinweise, wie Blocks in Abhängigkeit von dem räumlichen Erscheinungsbild der Bodenheterogenität (eindimensional, zweidimensional, unbekannt) auf einer Versuchsfläche angeordnet werden können.

Verschiedene Störgrößen können durch Blockbildung erfasst werden, wobei Positionseffekten die größte Aufmerksamkeit geschenkt wird:

- Positionseffekte
- Personaleffekte
- Termineffekte
- Technische Effekte

Positionseffekte sind durch die räumliche Lage von Versuchseinheiten bzw. Blocks bedingt. Wesentliche Positionseffekte beruhen auf Bodenunterschieden oder dem Relief einer Versuchsfläche (Hanglagen, Kuppen, Senken). Das Prinzip der Blockbildung sollte nach THOMAS (2006) nicht dogmatisch, sondern als ein Weg zur Kontrolle von Störfaktoren betrachtet werden. Blocks nehmen in einer Varianzanalyse den Charakter eines zusätzlichen qualitativen Faktors an. In erster Linie können durch Blocks großräumig wirkende Störfaktoren erfasst werden. Kleinräumige Unterschiede

innerhalb eines Blocks können durch die Randomisierung nicht immer ausgeglichen werden. Daraufhin können weitere quantitative Faktoren (Kovariablen) zur Erklärung von Variabilität herangezogen werden, womit die Aussage von SNEDECOR (1946) zur „Nutzung von Zusatzinformationen“ konkretisiert wird. Diese Informationen sollten in großer räumlicher Auflösung vorliegen und zu geringen Kosten erfassbar sein. Dazu sind im Rahmen von Precision Farming diverse Informationsquellen verfügbar (vgl. Abschnitt 2.1).

2.2.4 Beschreibung räumlicher Prozesse

In Streifenversuchen, in denen Precision Farming Technologien getestet werden, werden Kornenerträge georeferenziert erhoben. Georeferenzierte Punktdaten lassen sich als räumliche Funktion einer stetigen Zufallsvariablen beschreiben. Allgemein kann eine räumliche Zufallsfunktion folgendermaßen formuliert werden (SCHABENBERGER und GOTWAY 2005):

$$Z(s) = X(s)\beta + e(s), \quad e(s) \sim (0, R(\theta)), \quad s \in D \quad (1)$$

Dabei entspricht $Z(s)$ dem $n \times 1$ Datenvektor einer stetigen Zufallsvariablen Z an einer Punktmenge s in der abgegrenzten Domäne D in ein, zwei oder drei Dimensionen der reellen Zahlen. $e(s)$ ist ein $n \times 1$ Vektor der Residuen mit dem Erwartungswert 0 und einer Varianz-Kovarianz-Matrix R , die eine Funktion der Kovarianzparameter θ ist. In der Komponente $X(s)\beta$ der Zufallsfunktion entspricht $X(s)$ einer $n \times p$ Designmatrix und β einem $p \times 1$ Vektor unbekannter Parameter fixer Effekte.

Trends können als Funktion der geografischen Koordinaten x_s und y_s in der Designmatrix $X(s)$ berücksichtigt werden. LEGENDRE (1993) bezeichnet das als „wahren“ Trend. Ebenso können Trends durch andere unabhängige Variablen (Kovariablen) bestehen. Es ergeben sich zusätzliche fixe Effekte.

Hingegen können „falsche“ Trends durch räumliche Autokorrelation verursacht sein (LEGENDRE 1993). Bei einer räumlichen Autokorrelation wird von einer rein distanzabhängigen Kovarianz der Residuen mit $Cov(e(s_i), e(s_j)) = \sigma^2(f(d_{ij}))$ zwischen den Punkten s_i und s_j ($d_{ij} = s_i - s_j$) ausgegangen. Die Lage der Punkte im Raum ist dabei irrelevant. Diese Distanzabhängigkeit wird auch als Isotropie eines räumlichen

Prozesses bezeichnet. Der Begriff „Anisotropie“ beschreibt hingegen die Entfernungs- und gleichzeitige Richtungsabhängigkeit eines räumlichen Prozesses. Grundsätzlich wird eine Stationarität zweiter Ordnung angenommen (SCHABENBERGER und GOTWAY 2005), wobei man allein von der Existenz des konstanten Parameters β_0 im Vektor β (keine Trends) und der Kovarianzmatrix R ausgeht.

Oft ist es jedoch nicht angebracht, die Konstanz des Parameters β_0 vorauszusetzen (Auftreten räumlicher Trends), so dass die Kovarianzmatrix R nicht definierbar ist. Eine Abschwächung der Stationarität ist die sogenannte intrinsische Hypothese. Dafür wird die Semivarianz formuliert:

$$\hat{\gamma}(d_{ij}) = \frac{1}{2N(d_{ij})} \sum [z(s_i) - z(s_i + d_{ij})]^2 \quad (2)$$

Dabei entspricht N einer Anzahl von Wertepaardifferenzen (Inkremente) einer Variablen Z mit den Realisationen $z(s_i)$ und $z(s_i + d_{ij})$ sowie dem Abstand d_{ij} . Beim Auftreten räumlicher Trends existieren weitere Parameter im Vektor β mit $\beta = (\beta_0, \dots, \beta_p)$.

Eine sehr häufige grafische Anwendung in der Geostatistik ist die Abbildung von Semivarianzen in empirischen Variogrammen (Abb. 4). Entweder wird $\hat{\gamma}(d_{ij})$ für alle Abstände d_{ij} , die existieren, oder für definierte Distanzklassen (engl. „lags“) innerhalb von Toleranzen geschätzt. Dafür soll eine ausreichend hohe Anzahl von Wertepaaren zur Berechnung von $\hat{\gamma}(d_{ij})$ vorliegen.

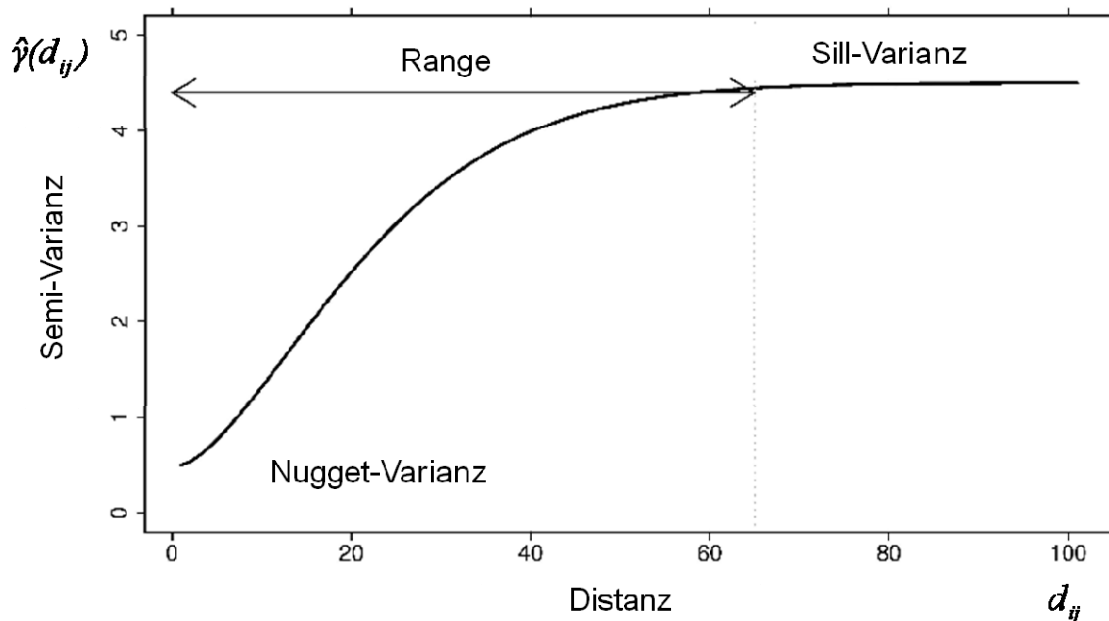


Abb. 4: Prinzip eines Variogramms
(www.geos.ed.ac.uk/homes/s0198247/variograms.html (01.10.10))

Zur Beschreibung von Variogrammen finden verschiedene mathematische Funktionen Verwendung (sphärisch, exponentiell, „gaussisch“, linear, Matérn etc. (vgl. Material und Methoden)). Diese Modelle werden durch bestimmte Größen beschrieben (Abb. 4):
NUGGET-VARIANZ: die Nugget-Varianz ist definiert als der Achsenabschnitt eines Variogramm-Modells für Abstände mit $d_{ij} = 0$. Sie wird auch als räumlich nicht erklärbare Varianz bezeichnet.

SILL-VARIANZ: die Sill-Varianz (Schwellenwert) ist die maximale Varianz eines Variogramm-Modells, bis zu der eine räumliche Autokorrelation vorliegt.

RANGE: der praktische Range (Aussageweite) ist der Abstand, an dem ein Variogramm-Modell seinen Sill erreicht. Für Entfernungen, die den Range übersteigen, wird die Autokorrelation als Null angenommen.

Variogramm-Modelle stellen die Grundlage für die räumliche Interpolation von Variablen an nicht beprobten Positionen mittels verschiedener Kriging-Verfahren (GOOVAERTS 1999) dar.

2.2.5 Behandlung räumlicher Trends

Der folgende Abschnitt soll einen kurzen Überblick geben, wie verschiedene Autoren bereits räumliche Trends behandelt haben. Zahlreiche Studien wurden unternommen, um Störvariablen zu quantifizieren und damit die Versuchspräzision zu erhöhen.

Auf PAPADAKIS (1937) geht die sogenannte Nearest Neighbour-Analyse (NN) zurück. Bei dieser Methode werden über die Nachbarparzellen (lokale Trends) eines Teilstücks Informationen für jenes Teilstück gewonnen. WILKINSON ET AL. (1983), BESAG und KEMPTON (1986) sowie SCHWARZBACH (1984) haben die NN-Analyse erneut für randomisierte Blockanlagen aufgegriffen und modifiziert. Gleichfalls wurden kleinräumige Korrelationen von Nachbarschaftsparzellen bei CULLIS und GLEESON (1991) untersucht. STROUP ET AL. (1994) wenden Methoden nach PAPADAKIS (1937), SCHWARZBACH (1984) und ZIMMERMAN und HARVILLE (1991) im Vergleich zur konventionellen Varianzanalyse an und stellen fest, dass lokale Trends grundsätzlich bei der Auswertung von Sortenversuchen in Parzellen berücksichtigt werden sollten. Gleichmaßen äußert sich GOŁASZEWSKI (2002). MODER (1998) vergleicht zwei NN-Methoden mit der klassischen Varianzanalyse und einer Kovarianzanalyse und kommt u.a. zu der Feststellung, dass die Kovarianzanalyse hinsichtlich Parameterschätzung und Hypothesentest „immer genauer ist als die anderen Verfahren“. Die Kovarianzanalyse untersucht im Gegensatz zu den NN-Methoden großräumige Trends. MULLA ET AL. (1990) testen eine herkömmliche Varianzanalyse und die NN-Methode nach SCHWARZBACH (1984) und kommen zu dem Schluss, dass neben einem angemessenen Versuchsdesign die Überprüfung der Annahmen des gewählten statistischen Verfahrens eine entscheidende Voraussetzung ist. WU und DUTILLEUL (1999) untersuchen die Analysen von vollständigen und unvollständigen Blocks und verschiedenen NN-Ansätzen. Die NN-Ansätze erwiesen sich gegenüber den Blockanalysen als deutlich effizienter und lieferten valide Schätzungen für die Fehlervarianzen. PIEPHO ET AL. (2008) geben einen umfassenden Überblick zur Anwendung von NN-Methoden bei der statistischen Auswertung von Züchtungsversuchen. THOMAS und STRESSMANN (1972) ermitteln in Parzellenversuchen über Polynome großräumige zweidimensionale Trends, um Messwerte von Trendeffekten zu bereinigen. In Langparzellen-Anlagen wurden von MUDRA (1949) Standardparzellen in die Versuche integriert, um die Messungen an den Prüfmerkmalen als Indikatoren für lineare Trends im Boden zu nutzen und die Messwerte vom Einfluss der Störgrößen zu bereinigen.

2.2.6 Behandlung räumlicher Autokorrelation

Die Analyse von Daten ohne Beachtung einer Autokorrelation kann dazu führen, dass die Schätzer zwar unverzerrt bleiben, aber ineffizient werden. Häufig wird die Präzision auf Grund verzerrter Schätzer der Standardfehler auch überbewertet. Daraus resultieren

in Tests häufig zu geringe P-Werte, die zum fälschlichen Verwerfen von Nullhypothesen und letztendlich irrtümlichen statistischen Rückschlüssen führen (GOTWAY und CRESSIE 1990; HURLBERT 1984; HAINING 1987; HU ET AL. 2006; LEGENDRE 1993; SCHABENBERGER und PIERCE 2002).

In der Literatur setzen sich viele Autoren mit der Behandlung von Autokorrelationen auseinander. LAMBERT ET AL. (2004) sowie HURLEY ET AL. (2004) schätzen auf Grund verschiedener Ansätze für N-Düngungs-Produktionsfunktionen von Getreide Regressions-Koeffizienten unter Einbeziehung räumlicher Autokorrelation. Auch in der Analyse von Parzellenversuchen findet die räumliche Autokorrelation in verschiedenen Studien große Beachtung. HONG ET AL. (2005) geben eine Orientierung, wie Autokorrelation durch die Auswahl von Kovarianzmodellen in randomisierten Blockanlagen Berücksichtigung finden kann. Verschiedene Autoren setzen sich mit dem Vergleich der klassischen Varianzanalyse (ohne räumliche Modelle) und angepassten räumlichen varianzanalytischen Modellen in Sorten- und Züchtungsversuchen auseinander (ZIMMERMAN und HARVILLE 1991; PAYNE 2006; YANG ET AL. 2004; CASANOVES ET AL. 2005). Die Ignorierung räumlicher Prozesse in Parzellenversuchen führt zur Verzerrung genotypischer Effekte und zur Inflation der Fehlervarianzen (SEBOLAI ET AL. 2005; GONCALVES ET AL. 2007). FEDERER ET AL. (2001) schildern die Grundsätze für die Anlage von „augmented designs“ mit wiederholten Kontrollparzellen bekannter Sorten und nicht wiederholten jungen Zuchtstämmen über mehrere Standorte. EDMÉ ET AL. (2007) nennen am Beispiel von Züchtungsversuchen in „augmented designs“ von Zuckerrohr die Anwendung eines autoregressiven räumlichen Modells mit höherer relativer Effizienz gegenüber der klassischen Varianzanalyse.

Eine große Rolle spielt auch die Berücksichtigung zeitlicher sowie kombinierter zeitlicher und räumlicher Korrelationen in langjährigen Versuchen (BROWNIE ET AL. 2004; CASTRIGNANÒ ET AL. 2005; RICHTER und KROSCHEWSKI 2006a; LOUGHIN 2006; SINGH ET AL. 2006). Grundlagen für die Analyse von Zeitreihen liefern LITTELL ET AL. (2000) sowie LITTELL (2002).

Nur wenige Studien beschäftigen sich explizit mit der Einbeziehung räumlicher Autokorrelationen zur Auswertung von Streifenversuchen bzw. On-Farm-Versuchen (MALLARINO ET AL. 2000; WILLERS ET AL. 2008). In Langparzellenanlagen (RICHTER ET AL. 2007) und Streifenversuchen (SCHNEIDER ET AL. 2007; THÖLE ET AL. 2007a) werden

räumliche Strukturen, hervorgerufen durch Trends und Autokorrelation, modelliert und als geeignete Modelle zur Beschreibung der Datenstruktur beurteilt. DORMANN ET AL. (2007) geben einen kompakten Überblick über Methoden, wie räumliche Autokorrelation unter verschiedenen Voraussetzungen in eine Datenanalyse einbezogen werden kann.

3 Material und Methoden

3.1 Standorte

Zum Vergleich technologischer Verfahren der N-Düngung wurden an drei Standorten in den Jahren 2005 bis 2007 On-Farm-Versuche angelegt.

3.1.1 Böden

STARITZ

Die Böden der Landgut GmbH Staritz (Sachsen, Landkreis Torgau-Oschatz) sind geprägt durch die extremen Unterschiede auf Grund ihrer Lage im Elbtal zwischen Riesa und Torgau und in der Dahleener Heide. Die Versuchsflächen lagen in einem Abschnitt der Elbtalaue, wo Auenlehmböden wie Braune Vegas, Amphigleye und Grundwassergleye vorherrschen. Terrassensande wurden dort von alluvialen Ablagerungen in einer Mächtigkeit von 1 bis 2 m überlagert (HAASE 1995).

NIEDERGÖRSDORF

Die Versuchsfläche in der Landwirtschaftlichen Betriebs GmbH „Nuthequelle“ Niedergörsdorf (Brandenburg, Landkreis Teltow-Fläming) liegt im Übergangsbereich vom Hohen zum Niederen Fläming südwestlich der Stadt Jüterbog. Durch diesen Landstrich zieht sich ein Lößstreifen, wobei dieser seine wesentliche Prägung Sanderflächen und Endmoränen aus dem Warthestadium der Saale-Eiszeit verdankt. Vorherrschende Bodenformen sind Bänder-Parabraunerden und Parabraunerden mit Lößmächtigkeiten zwischen 0 bis deutlich über 80 cm (DOBERS 2002).

WITTBRIETZEN

Die Agrar GbR Wittbrietzen (Brandenburg, Landkreis Potsdam-Mittelmark) bewirtschaftet Flächen mit leichten sandigen Böden auf dem sog. „Beelitzer Sander“ und im Niederungsgebiet der Nieplitz, gelegen ca. 30 km südlich von Potsdam am Südostrand der Zauche mit Übergang zur Teltower Grundmoränenplatte (LIEDTKE 2002). Die Versuchsflächen lagen auf dem Sandstandort.

3.1.2 Klima

Stellvertretend für die drei Versuchsstandorte wird der Witterungsverlauf der Jahre 2005 bis 2007 mit den langjährigen Mittelwerten vom Telegrafenberg des Potsdam-Instituts für Klimafolgenforschung (PIK) angegeben (PIK 2008). Die

36

Witterungsverläufe an den Versuchsstandorten werden als vergleichbar angenommen. (Abb. A 1 bis A 3 im Anhang).

WITTERUNGSVERLAUF IM VEGETATIONSJAHR 2004/05

Nach einer Frostperiode mit geschlossener Schneedecke setzte Mitte März 2005 die Vegetation ein. Eine im Vergleich zum langjährigen Mittel zu trockene zweite Märzhälfte und ein zu warmer und zu trockener April wurden ab der zweiten Maidekade von überdurchschnittlichen Niederschlägen abgelöst. Einem im langjährigen Vergleich trockenen Juni folgte ein besonders niederschlagreicher Juli. In Verbindung mit regelmäßigen Niederschlagsereignissen im August wurden die Erntearbeiten häufig unterbrochen und zogen sich bis zum Monatsende hin.

WITTERUNGSVERLAUF IM VEGETATIONSJAHR 2005/06

Einem überdurchschnittlich warmen Herbst 2005 folgte ein lang anhaltender kalter Winter. Verglichen mit dem langjährigen Mittel, begann die Vegetation auf Grund unterdurchschnittlicher Temperaturen im März erst Ende des Monats. Teilweise waren Schäden durch Schneeschimmel zu verzeichnen (Niedergörsdorf, Wintergerste). Die Niederschlagsmengen im April und Mai lagen im ortsüblichen Bereich, wohingegen der Juni zu warm und zu trocken ausfiel. Der ebenfalls vergleichsweise sehr warme und trockene Juli führt beim Getreide zu einer schnellen Abreife. Ein Witterungsumschwung im August verzögerte die Erntearbeiten wie schon im Vorjahr.

WITTERUNGSVERLAUF IM VEGETATIONSJAHR 2006/07

Auf Grund deutlich zu milder Temperaturen des Winters bis in den April 2007 hinein ergab sich ohne Unterbrechung der Vegetation ein Entwicklungsvorsprung des Getreides von ca. 3 Wochen. Der Frühjahrstrockenheit im April mit sehr kalten Nächten und zum Teil Nachtfrosten folgten die Monate Mai bis September im langjährigen Vergleich mit überdurchschnittlichen Niederschlagsmengen. Mai und Juni waren ebenfalls zu warm, so dass in Verbindung mit der Feuchtigkeit ein allgemein hoher Pilzkrankheitsdruck herrschte und auf Grund des Vegetationsvorsprungs eine unüblich frühe Abreife einsetzte. Eine kontinuierliche Beerntung der Getreidebestände wurde durch häufige Regenereignisse wiederum erschwert.

3.2 Beschreibung der Versuche

In fünf On-Farm-Versuchen auf Praxissschlägen landwirtschaftlicher Betriebe wurde die technische Anwendung zweier N-Düngungsverfahren verglichen. Die fünf Versuche sind eine Auswahl von Versuchen, die im Rahmen eines Forschungsprojektes, gefördert von der Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung, von 2005 bis 2007 am Leibniz-Institut für Agrartechnik in Potsdam-Bornim durchgeführt wurden. Die erste Düngungsvariante wurde praxisüblich flächeneinheitlich gedüngt und in vier Versuchen die zweite Variante teilflächenspezifisch mit dem Pendelsensor „Crop-Meter“ (vgl. Abschnitt 2.1.2 SENSOREN). Im fünften Versuch wurde ein Kartenansatz zu Grunde gelegt (s. unten). Die On-Farm-Versuche wurden in Winterweizen (WW), Wintergerste (WG) und Triticale (WT) als Streifenversuche angelegt (Tab. 3). Das Prüfmerkmal zum Vergleich der Düngungsverfahren war der Kornertrag des Getreides. Qualitätsaspekte der N-Düngung wurden nicht berücksichtigt.

Tab. 3: Beschreibung der Versuchsschläge

Anbaujahr	Standort	Kultur	Schlagbezeichnung	Versuchsfläche (ha)
2004/05	Staritz	WG	Krummes Land	18,9
2005/06		WW	Riesterstück	40,9
2004/05	Niedergörsdorf	WW	Streitländer	27,3
2005/06	Wittbrietzen	WT	Nr. 352	25,7
2006/07		WG	Dobbrikower Straße rechts	24,2

Die Streifen orientierten sich an dem Fahrgassensystem, das bei der Aussaat angelegt wurde. Die Fläche eines Streifens entsprach der betrieblichen Arbeitsbreite des verwendeten Düngerstreuers multipliziert mit der Länge der Fahrgasse. Auf Grund der fächerförmigen Streubilder der eingesetzten Zentrifugal-Düngerstreuer wurden für ein Prüfglied zwei benachbarte Fahrgassen gewählt, weil sich erst durch Überlappung die angestrebte Düngerverteilung ergab. Die Versuchsvarianten wurden zwei- bzw. dreifach wiederholt. (Abb. A 4 bis A 7 im Anhang). Produktionstechnische Angaben zu den Streifenversuchen enthält die Tabelle 4.

Tab. 4: Produktionstechnische Daten der On-Farm-Versuche

Schlag	Kultur	Sorte	Saattermin	Saatstärke (Körner m ⁻²)	Vorfrucht
Krummes Land	WG	Naomie	20.09.04	270	WW
Riesterstück	WW	Tiger	02.10.05	280	Körnermais
Streitländer	WW	Skater	09.10.04	350	Silomais
Nr. 352	WT	Triamant	27.09.05	300	Silomais
Dobbrikower Straße rechts	WG	Lomerit	24.09.06	nicht bekannt	Silomais

Zur Düngerapplikation wurden von den Betrieben Großflächenstreuer eingesetzt. Die Betriebe in Niedergörsdorf und Wittbrietzen nutzten Streuer aus der Produktion der Güstrower Maschinen- und Antriebstechnik GmbH & Co. KG (Modell D 055 und D 056) mit 24 bzw. 27 m Arbeitsbreite. Der Betrieb in Staritz setzte einen Anbau-Düngerstreuer des Modells Rauch Axera H 1102 EMC ein, der an einen Transportwagen (TWS 5000) gekoppelt war (Arbeitsbreite: 30 m).

GESTALTUNG DER N-DÜNGUNG

Das standörtliche Ertragspotential für Wintergetreide wird maßgeblich vom Wasserspeichervermögen der Böden und von der jährlichen Niederschlagsverteilung beeinflusst. Typisch für die Standorte der Partnerbetriebe sind Trockenphasen im Frühjahr und Frühsommer, wie sie auch in den Versuchsjahren aufgetreten sind. Dadurch besteht eine hohe Abhängigkeit der Kornerträge von der Wasserspeicherfähigkeit der Böden bzw. vom gespeicherten Wasser (Winterniederschläge). Die zunehmende Erwärmung der Erdatmosphäre trägt wahrscheinlich noch zu einer Erhöhung der geschilderten Abhängigkeit bei (CHMIELEWSKI 2007). Die Wasserspeicherfähigkeit der Böden variiert zwischen den Betrieben sehr stark. GEISLER (1988) nennt für sandige Böden (Standort „Wittbrietzen“, Schläge „Nr. 352“ und „Dobbrikower Straße rechts“) eine nutzbare Feldkapazität von weniger als 50 mm. Für Alluvialböden wie in Staritz werden 100 bis 200 mm angegeben (Schläge „Krummes Land“ und Riesterstück“, Tab. 3). Damit ist Getreide in Wittbrietzen sehr früh von Wassermangel, in Staritz hingegen später bedroht. Der Standort „Niedergörsdorf“ (Schlag „Streitländer“) lässt sich zwischen Wittbrietzen und Staritz einordnen. Auf Grund der häufig geringen Bodenwasserverfügbarkeit werden N-Gaben zum Ährenschieben in Wittbrietzen und Niedergörsdorf, die vorrangig

Futtergetreide produzieren, nicht praktiziert. Der Betrieb in Staritz hingegen produziert Qualitätsweizen und strebt durch N 3-Gaben die zum Verkauf geforderten Rohproteinwerte an. Staritz wählt für eine N 3-Gabe gezielt Weizenschläge nach Sorte und Bestand aus (Tab. 2).

Die Betriebe müssen ihre N-Gaben vorwiegend an der Wasserverfügbarkeit für die Pflanzen ausrichten, um eine möglichst hohe Düngerwirkung zu erzielen. Ertragsphysiologisch optimale Düngungstermine können damit oft nicht eingehalten werden (Tab. 2). Unter diesen Bedingungen war die Planbarkeit der N-Düngungsmaßnahmen bzw. des Crop-Meter-Einsatzes eingeschränkt. Da das Crop-Meter erst ab Schossbeginn des Getreides einsetzbar ist, wurde die N 1-Gabe zum Vegetationsbeginn (Tab. 2) prinzipiell einheitlich ausgebracht. Die variable Düngung mit Crop-Meter wurde in die einzelbetrieblichen Produktionsverfahren für Wintergetreide bei N 2 bzw. N 3 integriert. Die teilflächenbezogene N-Düngung wurde nach festgelegten Applikationsalgorithmen gestaltet (Tab. 5), wobei die einheitliche N-Düngung als Orientierung bei der Festlegung der Ober- oder Untergrenze des Algorithmus diente.

Bei der variablen N-Düngung in der Schossphase (N 2) wurde vorausgesetzt, dass Differenzen in der Ausbildung der oberirdischen Pflanzenmasse eines Getreidebestandes eine Aussage über zu erwartende Wachstumsraten zuließen. Bei geringen Pflanzenmassen (geringe Pendelwinkel) wurde eine geringere zukünftige Wachstumsrate unterstellt als bei üppigeren Beständen (höhere Pendelwinkel), so dass Unterschiede in der weiteren Höhe der N-Aufnahme der Bestände erwartet wurden (JEUFFROY ET AL. 2002; LEMAIRE ET AL. 2004). Dünnere Bestände nehmen zukünftig geringere N-Mengen auf als dichtere Bestände. Dünnere Bestandsbereiche wurden daher mit geringeren N-Düngermengen und dichtere Bereiche mit höheren Mengen versorgt (steigender Applikationsalgorithmus) (Abb. 2). Zum Ährenschieben (N 3) wurden bei Differenzen im Pflanzenbestand in dünneren Beständen von Auswirkungen höheren Trockenstresses als in dichteren Bereichen ausgegangen, womit der N-Bedarf in dünneren Beständen ebenso als geringer eingeschätzt wurden als in dichteren.

Bei der Variation der Düngermengen auf den Schlägen „Riesterstück“, „Streitländer“ und „Schlag Nr. 352“ wurde bei steigenden Algorithmen die einheitliche Düngermenge als Obergrenze (AM_{max}) angesetzt (Reduzierungsansatz). Dadurch ergaben sich

gegenüber „einheitlich“ im Mittel Düngereinsparungen von 7 kg N ha⁻¹ (Schlag „Streitländer“), 21 kg N ha⁻¹ (Schlag „Nr. 352“) und 24 kg N ha⁻¹ („Riesterstück“).

Beim steigenden Algorithmus des Schlages „Krummes Land“ hingegen wurde die einheitliche Ausbringmenge von 41 kg N ha⁻¹ als Untergrenze der teilflächenspezifischen N-Düngung angesetzt. Damit sollte dem erwarteten hohen Ertragsniveau dieses Schlages Rechnung getragen werden, indem überdurchschnittliche Pflanzenmassen bzw. Bestandsdichten höher mit Stickstoff versorgt wurden als bei der einheitlichen Düngung. Im Mittel wurden damit teilflächenspezifisch 9 kg N ha⁻¹ mehr gedüngt. Zuweilen arbeitet der Betrieb in Staritz bei N 1 oder N 2 mit Splittinggaben (Tab. 2 bzw. Tab. 5). Die Winkel α_1 und α_2 (Abb. 2) werden in Klammern bei der Spanne der teilflächenspezifischen Düngung angegeben (Tab. 5).

Tab. 5: Teilung der mineralischen N-Düngung in den On-Farm-Versuchen

Schlag	Einheitliche N-Gaben vor Versuchsanlage (kg ha ⁻¹)	Faktorstufen der N-Düngungsverfahren		Termin der Applikation
		a ₁ : Standard einheitlich (kg ha ⁻¹)	a ₂ : Variable Algorithmen (Spanne d. Winkel)	
Krummes Land	124 (N 1a + 1b)	41	41...59 kg ha ⁻¹ (15...30°)	N 2b
Riesterstück	105 (N 0 + N 1 + N 2a)	40	0...40 kg ha ⁻¹ (20...40°)	N 3
Streitländer	72 (N 1)	68	41...68 kg ha ⁻¹ (10...30°)	N 2
Nr. 352	70 (N 1)	54	14...54 kg ha ⁻¹ (15...30°)	N 2
Dobbrikower Str. rechts	0	110	62...110 kg ha ⁻¹ (Kartenansatz)	N 1

Als Besonderheit sollte gezeigt werden, dass sensortechnisch gemessene Daten auch als Basis für einen Kartenansatz dienen können. Dazu wurde auf dem Schlag „Dobbrikower Straße rechts“ in Wittbrietzen (Juni 2005) die Pflanzenmasse (Milchreife des Getreidebestandes) mit Crop-Meter kartiert. Im Frühjahr 2007 wurde daraufhin eine Applikationskarte erstellt. Es wurde untersucht, ob die variable Ausbringung nach Kartenansatz einen vorteilhafteren N-Düngereinsatz versprach als die einheitliche Düngung. Dabei wurde die Gesamt-N-Menge in beiden Varianten entgegen der üblichen Praxis der geteilten Gaben zu Vegetationsbeginn ausgebracht.

V Versuchsergebnisse mit W-Roggen und W-Weizen von einem vergleichbaren Sandstandort (Thyrow) der Humboldt-Universität zu Berlin stützen diese Vorgehensweise (BAUMECKER 2005, BAUMECKER und WELLIE-STEPHAN 2005). Bei der Zuweisung der Düngermengen zu den Rastern der Sollwertkarte wurde analog zum steigenden Algorithmus mit Sensor verfahren. Die mittlere teilflächenspezifische N-Einsparung bei diesem Versuch betrug 18 kg N ha^{-1} .

AUSSAGEBEREICH DER VERSUCHE

Der Aussagebereich von Feldversuchen wird grundsätzlich durch die Art und Anzahl von Versuchsstandorten sowie die Anzahl der Versuchsjahre (Dauer) bestimmt.

Die hier dargestellten On-Farm Versuche wurden individuell an den Gegebenheiten der Versuchsbetriebe und der Niederschlagsverteilung ausgerichtet. Die Ergebnisse stammen somit aus Einzelversuchen und gelten einzig für den Standort in Verbindung mit dem jeweiligen Jahr und dem gewählten Applikationsalgorithmus. Eine Auswertung als Versuchsserie kam nicht in Frage.

3.3 Datengewinnung und -verarbeitung

3.3.1 Leitfähigkeitsmessungen

Die scheinbare elektrische Leitfähigkeit des Bodens wurde mit dem Gerät EM 38 gemessen (vgl. 2.1.2 SENSOREN). Der Einfluss der Bodentemperatur wird nach einer Funktion von DURLLESSER (1999) auf 25°C umgerechnet (EC25). Durch die Verbindung des Messgerätes mit einem DGPS werden den Leitfähigkeitswerten Positionen zugeordnet. Die Messwerte wurden als Mittelwerte einer 1 kHz Abfragefrequenz in Intervallen von 1 Sekunde von einem mobilen Messcomputer mit dem Programm DASYLab (Firma Datalog) erfasst. Die Messungen erfolgten mit einer Fahrgeschwindigkeit des Zugfahrzeuges von 15 bis 20 km h^{-1} in den Fahrgassen der Schlägen (Abstände: 24 bis 30 m).

3.3.2 Aufzeichnung der Düngerapplikationsdaten

Im Wesentlichen enthielt ein Datensatz aus der Crop-Meter Anwendung folgende Informationen:

- Datum und sekundengenaue Uhrzeit der Anwendung
- geographische Positionen im WGS84-Format
- Pendelwinkel

- Sollmenge der Applikation (nach Ausbringalgorithmus berechnet)

Die Datensätze wurden in einem Intervall von 2 Sekunden erstellt. Bei den Winkeln handelt es sich um Momentanwerte. Auch für die einheitlichen Düngungsvarianten wurden Auslenkwinkel und Positionen erfasst und aufgezeichnet.

Die Düngerapplikationsdaten wurden mit einer Speicherkarte auf einen PC übertragen und dort mit dem Programm *AgroMap Basic 5.5* (Firma agrocom, Bielefeld) im Format *.aft ausgelesen. Anschließend konnten diese in *Microsoft Excel* (MS Excel) bearbeitet werden. Ab 2006 wurden die Daten mit dem Programm *AgroMap Basic 7.0* im Format *.crp ausgelesen.

3.3.3 Aufbereitung der Düngerapplikationsdaten

In *Excel* bzw. im GIS-Programm *ArcView* (Version 3.2; GIS = geografisches Informationssystem) der Firma ESRI (Environmental Systems Research Institute Inc., Redlands, USA) wurden die Datensätze nach folgender Prozedur aufbereitet und verrechnet:

- Benennung der Datensätze nach Herkunftsdatei (*.aft oder *.crp)
- Vergabe einer laufenden Nummer
- Umrechnung der Positionen von WGS84-Koordinaten in das Bezugssystem Gauß-Krüger-Bessel (Bezugsmeridian: 12° östliche Länge)
- Umrechnung der Uhrzeit in Sekunden seit 0.00 Uhr des Aufzeichnungstages
- Berechnung der Positionsänderung und der vergangenen Zeit zwischen zwei aufeinander folgenden Datensätzen (für den 1. Datensatz wird eine Null gesetzt)
- Berechnung durchschnittlicher Fahrgeschwindigkeiten (v) in m s^{-1} (für den 1. Datensatz wird eine Null gesetzt)
- alle Winkel $< 0^\circ$ auf 0° gesetzt
- Entfernung aller Datensätze mit $v = 0$
- Entfernung aller Datensätze mit $v > \bar{x}_v$ (mittlere Geschwindigkeit) $+ 2s$ (zweifache Standardabweichung) und $v < \bar{x}_v - 2s$
- Entfernung aller Datensätze am Vorgewende (Rand)

In beiden Düngungsvarianten wurde die Soll-Düngermenge als tatsächlich ausgebrachte Düngermenge sowie die aufgezeichneten Positionen und Auslenkwinkel als gegeben vorausgesetzt.

3.3.4 Kornertragsmessung

Mit handelsüblichen Mähdreschern, die über Ertragskartierungssysteme und DGPS verfügten, wurde entlang eines Düngungsstreifens eine volle Schneidwerksbreite (Kerndrusch) geerntet. Die Beerntung erfolgte zwischen den Fahrgassen (Streifen) eines Prüfgliebes. Die verbleibenden Flächen zwischen den Fahrgassen und das Vorgewende wurden als Ränder behandelt und vernachlässigt (Abb. 5).

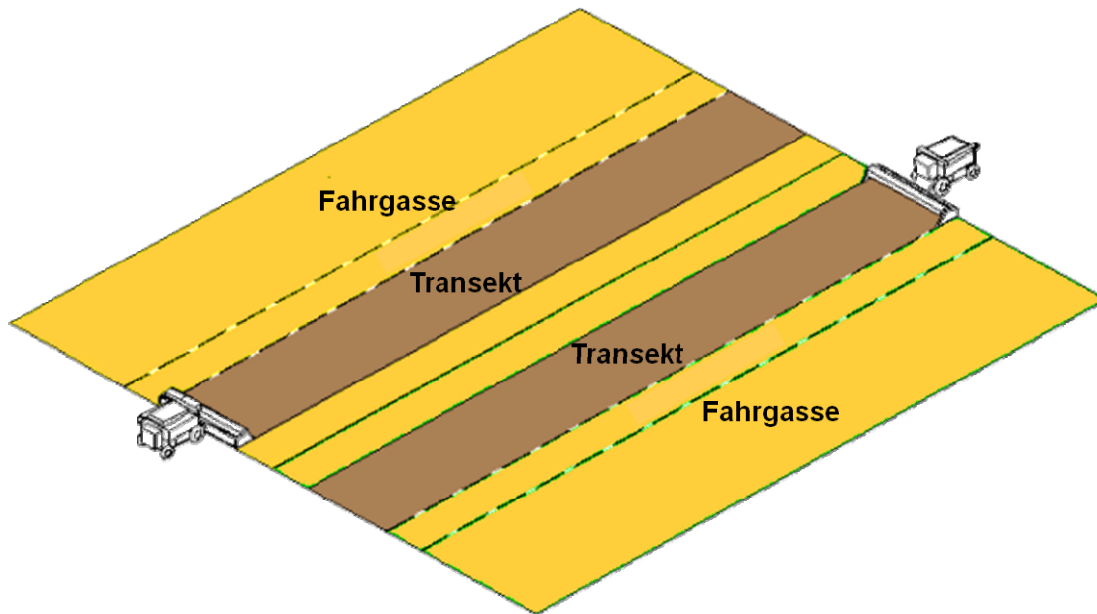


Abb. 5: Kerndrusch mit Mähdrescher und Ertragskartierung in einem Düngungsprüfgebiet (DAMMER 2005, verändert)

Die Ertragserfassung erfolgte in den Betrieben Staritz und Wittbrietzen mit *Lexion* Mähdreschern (Firma *Claas*, Harsewinkel) verschiedener Typen, die mit dem Ertragsmesssystem *Quantimeter* ausgerüstet waren. In Niedergörsdorf übernahm ein *New Holland* Mähdrescher die Ernte, ausgestattet mit einem *LH Agro* System. Das *Quantimeter* misst das Körnerstromvolumen mit einer Lichtschranke im Körnerelevator. Das *LH Agro* System arbeitet nach dem Masseflussprinzip. Der Gutstrom trifft dabei auf eine gekrümmte Prallplatte im Kopf des Körnerelevators (DEMME 2001). Die Kalibrierung wurde direkt vor dem Kerndrusch für jede Getreideart anhand des Vergleichs von angezeigter Masse zu gewogener Masse aus dem Probedrusch einer definierten Strecke durchgeführt. Jede Erfassungseinheit verfügte über einen Kornfeuchtesensor. Die Daten wurden auf Speicherkarten abgelegt und

anschließend auf PC übertragen. Die aufgezeichneten DGPS-Positionen wurden als gegeben angenommen.

3.3.5 Aufbereitung der Ertragsdaten

Die Rohertragswerte wurden in *Excel* bzw. *ArcView* in folgenden Schritten bearbeitet (JÜRSCHIK ET AL. 1999; REUTER 2004):

- Entfernung von Datensätzen mit Erträgen gleich Null
- Entfernung von Datensätzen mit Feuchtwerten gleich Null
- Plausibilitätsprüfung von Feuchtwerten und ggf. Löschung unlogischer Datensätze
- Entfernung von Datensätzen mit einer Fahrgeschwindigkeit des Mähdreschers gleich Null
- Plausibilitätsprüfung von Geschwindigkeiten und ggf. Löschung unlogischer Datensätze
- Entfernung von Datensätzen mit Ertragswerten größer \bar{x} (mittlerer Ertrag) + $2s$
- Überprüfung und ggf. Entfernung von Datensätzen mit Ertragswerten kleiner $\bar{x} - 2s$ (Plausibilitätsprüfung nach GRIFFIN ET AL. 2005)
- Nachkalibrierung der Ertragswerte auf Basis gewogener Erntemengen je Kerndruschstreifen
- Umrechnung der Ertragswerte auf eine Feuchte von 14%
- Umrechnung der Positionen von WGS84-Koordinaten in das Bezugssystem Gauß-Krüger-Bessel (Bezugsmeridian: 12° östliche Länge)

3.3.6 Aggregation von Applikations- und Ertragsdaten

Die Punktdaten der Düngerapplikationen und Ernteerträge wurden an verschiedenen Positionen erhoben und mussten daher auf eine gleiche räumliche Basis gestellt werden (Abb. 6). Erst dadurch konnten die Daten zueinander in Beziehung gesetzt werden. In den folgenden Abschnitten werden 3 Methoden zur Datenaggregation dargestellt.

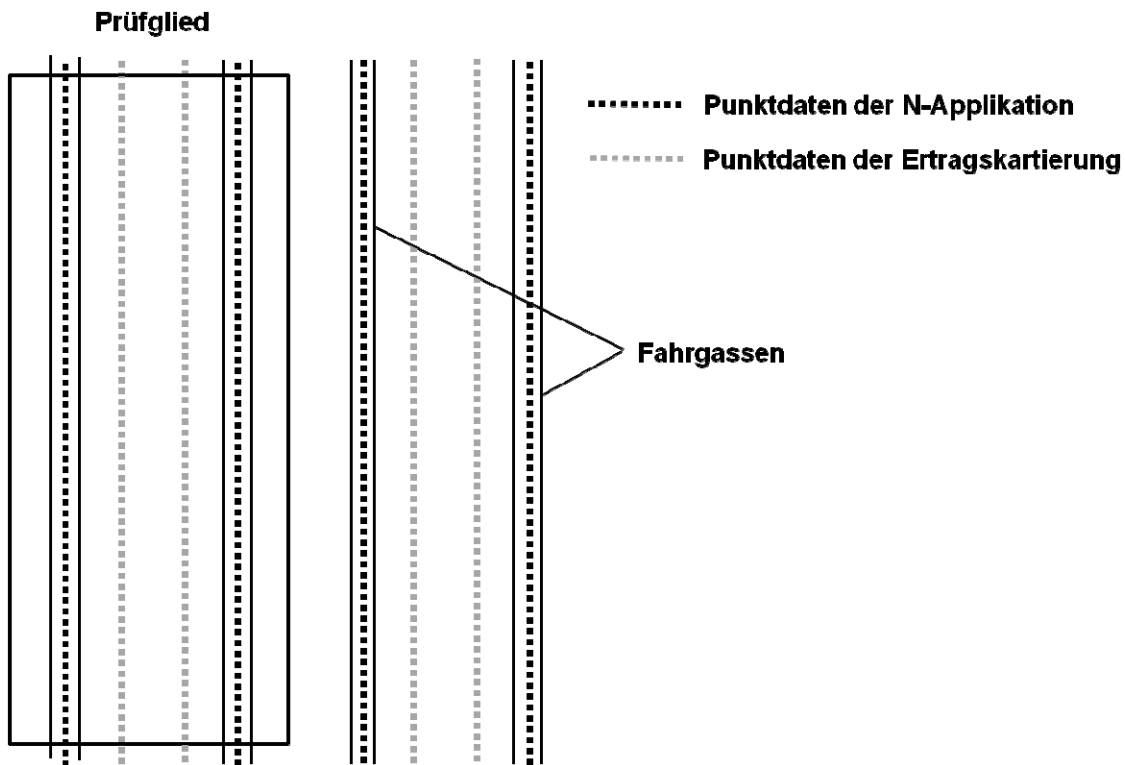


Abb. 6: Darstellung von Punktdaten im GIS (Schema)

RASTERBEZUG VON APPLIKATIONS- UND ERTRAGSDATEN

Zur Herstellung eines Rasterbezuges wurden die Positionswerte des Gauß-Krüger-Bessel-Bezugssystems in Anlehnung an eine festgelegte Linie im GIS-Programm *ArcView* in Längs- (x-Koordinate) und Querabstände (y-Koordinate) eines lokalen kartesischen Koordinatensystems umgerechnet. Damit verfügte jeder Ertragswert oder gemessene Pendelwinkel über eine bestimmte Lage zu einem definierten Ursprung. Dieses diente zur Vereinfachung der räumlichen Übersicht in den Versuchen. Anschließend wurde ein Raster über die aus Punktdaten bestehenden Fahrspuren gelegt. Das Raster orientierte sich dabei parallel bzw. im rechten Winkel zum Verlauf der Streifen, so dass eine Applikationsspur mit ihrer zugehörigen Kerndruschspur durch Rasterzellen überlagert wurde. Die Rastergrößen orientierten sich an den Arbeitsbreiten der verwendeten Applikationstechnik (24 m * 24 m bis 30 m * 30 m). Für jede Rasterzelle wurden alle darin befindlichen Pendelwinkel bzw. Ertragswerte zu einem Mittelwert verrechnet und auf den räumlichen Schwerpunkt des Rasters bezogen.

BLOCK-KRIGING DER ERTRAGSWERTE

In einem zweiten Aggregationsverfahren wurden die bearbeiteten Rothertragsdaten mit der Software *GS+* (Version 7.0, Gamma Design Software, Plainwell, Michigan, USA) mittels Block-Kriging auf die Positionen der Pendelwinkel bezogen. Vor der Interpolation wurden für jedes Erntetranssekt Semivariogramme geschätzt, um allein eindimensional räumliche Beziehungen zu charakterisieren. Die bei der Kriging-Interpolation angenommenen Variogramm-Modelle (sphärisch, exponentiell) sind in den nach Schlägen sortierten Tabellen im Anhang aufgeführt. In einer Kreuzvalidierung wurde die Qualität der Modellanpassung von Variogrammen geprüft. Bei einer Kreuzvalidierung wird von einer Datenmenge ein Wert ausgeschlossen, und anschließend auf Grundlage der verbleibenden Menge geschätzt. In einem Streudiagramm wurden an einer Winkelhalbierenden als Funktionsgerade gemessene und geschätzte Werte gegeneinander aufgetragen und verschiedene Maße der Regressionsgüte berechnet. Die Qualität der Variogramm-Modelle wurde hier anhand des Bestimmtheitsmaßes R^2 beurteilt.

Die Messwerte der elektrischen Leitfähigkeit (EC 25) wurden ebenso auf Grund von Variogramm-Modellen (Tab. A 1 und Tab. A 2) beim Rasterbezug auf die Raster-Schwerpunkte und beim zweiten Ansatz auf die Original-Winkelpositionen interpoliert.

MOVING AVERAGE ANSATZ FÜR ERTRAGSWERTE

Für den Schlag „Riesterstück“ wurden auf Grund sehr geringer Bestimmtheitsmaße in der Kreuzvalidierung keine geeigneten Variogramm-Modelle ermittelt (Tab. A 35), so dass alternativ auf einen Moving Average Ansatz zurückgegriffen wurde, der mit Hilfe eines Skripts in *ArcView* durchgeführt wurde. Bei diesem Ansatz wurde jede Winkel-Position als Mittelpunkt eines Kreises aufgefasst. Alle von jeweils einem Kreis eingeschlossenen Ertragswerte wurden zu einem Mittelwert verrechnet. Dabei wurde der Kreismittelpunkt bzw. der Kreis scheinbar von Winkel-Position zu Winkel-Position verschoben. Der Radius des Kreises wurde so gewählt, dass Werte benachbarter Spuren nicht einbezogen wurden. Das entspricht der Eindimensionalität des Block-Kriging.

3.4 Stratifizierung zur Schaffung vergleichbarer Bedingungen

Im Hinblick auf die Behandlung der Konstantfaktoren wurde im Kontext dieser Versuche die Bestandsvariabilität des Getreides bewusst in Kauf genommen, um die variable Düngetechnik in heterogenen Beständen unter hinreichenden

Einsatzbedingungen testen zu können. Die räumlichen Variabilitäten von Boden und Getreidebeständen konnten durch die Messung der elektrischen Leitfähigkeit (EC 25) und den Parameter „Auslenkwinkel“ quantifiziert werden. Unter der Annahme, dass sich durch Strata-Bildung vergleichbare Bedingungen zwischen Prüfgliedern schaffen lassen (SNEDECOR 1946), wurden verschiedene Ansätze zur Bildung von Strata gewählt.

3.4.1 Bildung von Pseudo-Blocks

Ein Weg der Stratifizierung in Feldversuchen ist die Blockbildung. Der Begriff „Pseudoblock“ wird anlehnend an die Definition von Pseudo-Wiederholungen nach HURLBERT (1984) verwendet.

Ex post wurden in vier Versuchen auf Basis der Raster (vgl. Abschnitt 3.3.6) Pseudo-Blocks im GIS gebildet (mit Ausnahme des Schlages „Dobbrikower Straße rechts“). Damit wurde überprüft, ob im Vergleich der Pflanzenbestände gleiche Versuchsvoraussetzungen zwischen den N-Düngungsprüfgliedern bestanden hätten. In jedem Block waren die zwei Prüfglieder „einheitlich“ und „teilflächenspezifisch“ als Pseudo-Wiederholungen vertreten. Die Flächengrößen der Pseudo-Blocks wurden mit Hilfe des GIS (*ArcView*) variiert. Die Blockbreiten entsprachen vier Arbeitsbreiten des verwendeten Düngerstreuers (96, 108 oder 120 m). Die Länge des kleinsten Blocks beruhte auf der halben Arbeitsbreite (12, 13,5 oder 15 m). Entsprechend den Schlaglängen wurden die Blocks um ein Vielfaches der kleinsten Blocklänge erweitert, bis schließlich eine Düngungswiederholung nur einem Pseudo-Block entsprach. Der Pseudo-Charakter der Blockbildung wird dadurch deutlich, dass auf Grund der *ex post* Betrachtung keine Prüfgliedrandomisation stattfand. Für jede Pseudo-Wiederholung wurden Mittelwerte und Standardabweichungen auf Basis der Pendelwinkel berechnet. Werte wurden verrechnet, deren Positionen innerhalb einer Pseudo-Wiederholung lagen. Ferner wurden Differenzen aus den Mittelwerten ($\text{Mittelwert}_{\text{einheitlich}} ./ \text{Mittelwert}_{\text{variabel}}$) und Quotienten aus den Standardabweichungen (SD) innerhalb aller Pseudo-Blocks ($\frac{SD_{\text{einheitlich}}}{SD_{\text{variabel}}}$) gebildet.

Identische bzw. ideale Versuchsbedingungen hätten vorgelegen, wenn sich in allen Pseudo-Blocks Mittelwert-Differenzen gleich Null und SD -Quotienten gleich Eins ergeben hätten. Positive und negative Mittelwertdifferenzen wurden als Beträge dargestellt. Je nach Blockgröße wurden die Werte (Beträge der Mittelwert-Differenzen

und *SD*-Quotienten) klassifiziert und als relative Häufigkeiten in Säulendiagrammen abgebildet.

Für weitere Strata-Bildungen wurden die Heterogenitätsparameter für Boden und Pflanzenbestand herangezogen. Die Klassenbildungen erfolgten jeweils separat für die Aggregationssmethoden „Rasterbezug“ und „Block-Kriging“. Die aggregierten Ertragswerte wurden nach der Höhe der Pendelwinkel (Winkel-Klassen) bzw. der Größe der EC 25-Leitfähigkeitswerte (EC-Klassen) sortiert und eindeutig Klassen zugeordnet.

3.4.2 Stratifizierung nach Pendelwinkeln bzw. Leitfähigkeitswerten

Im ersten Fall wurden für die Ertragswerte (Block-Kriging) Strata mit sehr geringen Klassenbreiten für die Pendelwinkel gebildet. Damit sollten möglichst vergleichbare Bedingungen für die Prüfglieder geschaffen werden, indem die Variation der Biomasse auf ein Minimum eingeschränkt wurde.

Im anderen Fall wurden die Ertragswerte auf Basis der Applikationsalgorithmen mit Klassenbreiten von ca. 9 bis 10 kg N ha⁻¹ eingeteilt (Tab. 5). Dabei wurde entsprechend den linearen Verläufen der Algorithmen gestaffelt. Die konstanten Bereiche unter- und oberhalb des variablen Abschnitts bildeten hier jeweils eigene Klassen. Hiermit fand eine Näherung zu agronomisch relevanten Düngungsstufen statt. Da der Schlag „Dobbrikower Straße rechts“ nach Kartenansatz gedüngt wurde, lagen hier keine Pendelwinkel vor. Dementsprechend wurden keine Winkelklassen gebildet.

Für die Aggregationsmethode „Rasterbezug“ wurden für die gemittelten Ertragswerten nur breitere Winkelklassen auf Basis der Düngungsalgorithmen zusammengestellt, weil die Anzahl der Werte oft sehr gering ausfiel.

Für den Schlag „Dobbrikower Straße rechts“ wurden EC25-Klassen als „Bodengruppen“ mit Spannweiten von 5 mS m⁻¹ gebildet. In der folgenden Tabelle 6 kann übersichtsweise entnommen werden, in welcher Weise die Ertragsdatensätze der fünf Versuche aggregiert wurden bzw. anschließend nach Pendelwinkeln oder EC25-Werten gruppiert wurden. Die verschiedenen Gruppierungen bzw. Strata bildeten die Grundlage für einen Ansatz der Versuchsauswertung.

Tab. 6: Kombination von Aggregationsform und Stratifizierung

Form der Aggregation	Schichtungs-Kriterium	Versuch				
		Krummes Land	Riesterstück*	Streitländer	Nr. 352	Dobbrikower Str.
Block-Kriging bzw. Moving Average*	Pflanzenbestand (Pendelwinkel)	X	X	X	X	./.
	Algorithmus der var. Düngung (Pendelwinkel)	X	X	X	X	./.
	Bodenheterogenität (EC25)	./.	./.	./.	./.	X
Mittelwertbildung und Rasterbezug	Algorithmus der var. Düngung (Pendelwinkel)	X	X	X	X	./.
	Bodenheterogenität (EC25)	./.	./.	./.	./.	X

3.5 Statistische Auswertung

VERSUCHSHYPOTHESEN

Um Prüfglieder zu vergleichen und Hypothesen zu testen, wird ein gemischtes lineares Modell zu Grunde gelegt (1). Für die Versuche wurden folgende Null- (H_0) bzw. Alternativhypothese (H_A) formuliert:

$$H_0 : \mu_{\text{einheitlich}} = \mu_{\text{variabel}}; H_A : \mu_{\text{einheitlich}} \neq \mu_{\text{variabel}} \quad (3)$$

Dabei entspricht $\mu_{\text{einheitlich}}$ dem Erwartungswert der einheitlichen N-Düngung und μ_{variabel} dem Erwartungswert der teilflächenspezifischen N-Düngung. Verbal formuliert lautete damit die Versuchsfrage für den Schlag „Krummes Land“:

Führt eine teilflächenspezifisch höhere N-Düngung im Vergleich zu „einheitlich“ zu signifikanten Mittelwertdifferenzen im Korntrag von Wintergerste?

Für die anderen Versuche ergab sich folgende Fragestellung:

Führt die teilflächenspezifische N-Düngung gegenüber „einheitlich“ zu signifikanten Mittelwertunterschieden der Kornträge, wenn der N-Aufwand reduziert wird?

PARAMETERSCHÄTZUNG

In Bezug auf das Modell in (1) müssen Prüfgliedmittelwerte (feste Effekte) als Elemente des Vektors β geschätzt werden (4). Zur Schätzung fester Effekte muss zuvor die Varianzmatrix R geschätzt werden, da diese meistens nicht bekannt ist.

$$\hat{\beta} = (X'\hat{R}^{-1}X)^{-1}X'\hat{R}^{-1}Z \quad (4)$$

Dabei entspricht $(X'\hat{R}^{-1}X)^{-1}$ einer generalisierten Inversen von $X'\hat{R}^{-1}X$.

3.5.1 Modellierung räumlicher Autokorrelation („räumliche Modelle“)

Für die Matrix R können verschiedene Annahmen getroffen werden.

In der klassischen Varianzanalyse entspricht R einer Diagonalmatrix mit homogener Varianz und Kovarianzen gleich Null:

$$Var(e(s_i)) = \sigma^2; Cov(e(s_i), e(s_j)) = 0 \quad (5)$$

Hier wird die stochastische Unabhängigkeit der Residuen angenommen (Nullmodell).

Jedoch ist aufgrund der systematischen Ertragserfassung möglicherweise diese wichtigste Bedingung der Varianzanalyse (SCHABENBERGER und PIERCE 2002) verletzt.

Unter Annahme einer räumlichen Autokorrelation der Residuen kann die Kovarianz $Cov(e(s_i), e(s_j))$ auf folgende Weise definiert werden:

$$Var(e(s_i)) = \sigma^2; Cov(e(s_i), e(s_j)) = \sigma_{s_{ij}} = \sigma^2 f(d_{ij}) \quad (6)$$

$Var(e(s_i))$ wird als unabhängige homogene Varianz interpretiert und d_{ij} entspricht der Euklidischen Distanz eines Punktpaars s_i und s_j . Weiterhin ist es möglich, eine Nugget-Varianz σ_N^2 für $Var(e(s))$ zu berücksichtigen:

$$Var(e(s_i)) = \sigma^2 + \sigma_N^2; Cov(e(s_i), e(s_j)) = \sigma^2 f(d_{ij}) \quad (7)$$

Im Kontext dieser Arbeit wurden 11 Kovarianzfunktionen für $f(d_{ij})$ betrachtet (LITTELL ET AL. 2006). Man unterscheidet isotrope und anisotrope Kovarianzfunktionen (ρ ist ein Range-Parameter):

1. Sphärisch (Abkürzung: sph)

$$f(d_{ij}) = 1 - 1,5 \frac{d_{ij}}{\rho} + 0,5 \frac{d_{ij}^3}{\rho^3} \text{ für } d_{ij} < \rho, \text{ ansonsten } f(d_{ij}) = 0 \quad (8)$$

2. “Gaussisch” (gau)

$$f(d_{ij}) = \exp\left(\frac{-d_{ij}^2}{\rho^2}\right) \quad (9)$$

3. Linear (lin)

$$f(d_{ij}) = 1 - \rho d_{ij} \text{ für } \rho d_{ij} < 1, \text{ ansonsten } f(d_{ij}) = 0 \quad (10)$$

4. Linear Log (linl)

$$f(d_{ij}) = 1 - \rho \log(d_{ij}) \text{ für } \rho \log(d_{ij}) < 1, \text{ ansonsten } f(d_{ij}) = 0 \quad (11)$$

5. Power (pow)

$$f(d_{ij}) = \rho^{d_{ij}} \quad (12)$$

6a. Matérn

$$f(d_{ij}) = \frac{1}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{d_{ij}}{2\rho}\right)^\nu 2K_\nu\left(\frac{d_{ij}}{\rho}\right) \quad (13)$$

6b. Matérn (Handcock-Stein-Wallis) (mathsw)

$$f(d_{ij}) = \frac{1}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{d_{ij}\sqrt{\nu}}{\rho}\right)^\nu 2K_\nu\left(\frac{\sqrt{\nu} 2d_{ij}}{\rho}\right) \quad (14)$$

Der Parameter ν beherrscht den Glättungsprozess und K_ν ist eine modifizierte Bessel-Funktion (LITTELL ET AL. 2006). Die Modelle 6a und 6b entsprechen unterschiedlichen Parametrisierungen des Matern-Modells.

7. Power anisotrop (powa)

$$f(d_{ij}) = \rho_1^{d(i,j,1)} \rho_2^{d(i,j,2)} \dots \rho_c^{d(i,j,c)} \quad (15)$$

8. Exponentiell anisotrop (expa)

$$f(d_{ij}) = \prod_{k=1}^c \exp[-\theta_k d(i,j,k)^{p_k}] \quad (16)$$

Geometrische Anisotropie wird durch zwei Parameter beschrieben: Anisotropie-Winkel θ (Angle) und Anisotropie-Quotient λ (Scale). Der Parameter θ entspricht einem Winkel zwischen y-Achse und der Richtung des größten Range. Der Anisotropie-Quotient λ entspricht dem Verhältnis aus größtem und geringstem Range.

Folgende geometrisch anisotrope Funktionen wurden modelliert:

1. Exponentiell geometrisch anisotrop (expga)

$$f(d_{ij}) = \exp\left(\frac{-d_{ij}(\theta, \lambda)}{\rho}\right) \quad (17)$$

2. Sphärisch geometrisch anisotrop (sphga)

$$f(d_{ij}) = 1 - 1,5 \left(\frac{d_{ij}(\theta, \lambda)}{\rho} \right)^3 + 0,5 \left(\frac{d_{ij}(\theta, \lambda)}{\rho} \right)^3 \text{ für } d_{ij}(\theta, \lambda) \leq \rho, \text{ ansonsten } f(d_{ij}) = 0 \quad (18)$$

3. "Gaussisch" geometrisch anisotrop (gauga)

$$f(d_{ij}) = \exp \frac{-d_{ij}(\theta, \lambda)^2}{\rho^2} \quad (19)$$

Alle Berechnungen wurden mit der Statistiksoftware *SAS* (Version 9.1.3, SAS Institute Inc., Cary, NC, USA) in der Prozedur MIXED (PROC MIXED) ausgeführt. Im Folgenden wird die Basisformulierung dargestellt:

```
proc mixed data= noprofile covtest;
class N-Düngungsverfahren;
model Ertrag = Düngungsverfahren / ddfm=satterthwaite;
repeated / type=sp (Kovarianzstruktur [vgl. Formeln 7 bis 19]) subject=intercept local;
lsmeans N-Düngungsverfahren / diff pdiff;
run;
```

In der *model*-Anweisung werden die aggregierten Werte des Kornerträge als abhängige Variable angegeben und das N-Düngungsverfahren als fester Prüffaktor. Durch die *class* Anweisung wird der Faktor als nominal eingestuft (Varianzanalyse).

Mit der *repeated*-Anweisung (Option *type sp* bedeutet spatial) wurden die räumlichen Autokorrelationsstrukturen vorgeschrieben. Desweiteren wurde jede räumliche Kovarianzstruktur durch Zulassen einer Nugget-Varianz (Option *local*) weiter differenziert (7), so dass insgesamt 22 räumliche Modelle angepasst wurden. Nugget-Modelle wurde allein mit der Option *noprofile* berechnet. Ohne diese Option würde die Schätzung der Nugget-Varianz auf Grundlage der Optimierung der Likelihood-Funktion unter Einbeziehung dieses Parameters erfolgen. Durch die Option *noprofile* wurde dieses jedoch unterbunden. Ziel war, die Konvergenz von räumlichen Modellen mit Nugget-Varianz zu erhöhen.

Diese Modelle wurden mit dem Nullmodell (5) (Unabhängigkeitsannahme der Residuen) verglichen. Das Nullmodell wird ohne *repeated*-Anweisung standardmäßig unterstellt. Die Kovarianz-Parameter für *R* (6) wurden mit der REML-Methode geschätzt (Residual oder Restricted Maximum Likelihood, PATTERSON und THOMPSON 1971), die als Standard in PROC MIXED implementiert ist. Mit den REML-Schätzern wurden anschließend nach der GLS-Methode (generalized least squares) die fixen Effekte β geschätzt (4). Die bei der REML-Methode benutzten Informationskriterien berücksichtigen nur die Anzahl der zu schätzenden Kovarianz-Parameter. Deshalb sind

die Informationskriterien nur vergleichbar bei gleicher Anzahl fixer Parameter. Die REML-Methode wird neben der Maximum-Likelihood-Methode (ML) zur Schätzung von Kovarianz-Parameter generell bevorzugt, weil ML-Schätzer zu negativen Verzerrungen neigen (SCHABENBERGER und GOTWAY 2005).

Die Selektion eines räumlichen Modells wurde im ersten Schritt auf Basis eines Likelihood-Ratio-Tests (LRT) bewertet. Ein räumliches Modell musste im LRT dem Nullmodell signifikant überlegen sein (Signifikanzniveau: 0,05).

Im zweiten Schritt wurde das AICC (AICC = Akaike's information criterion corrected), basierend auf der REML-Methode, beurteilt (BURNHAM UND ANDERSON 1998). Für das AICC gilt, dass die Modellanpassung umso besser ausfällt, je geringer dieser Wert ist. Bei der Berechnung des AICC wird die Komplexität eines Modells (Anzahl von Kovarianz-Parametern) „bestraft“. Zusätzlich wurden alle Schätzwerte der Kovarianz-Parameter auf einem Signifikanzniveau von 0,05 bewertet (SAS 2003). Das Signifikanzniveau der Prüfglieddiffenzen wurde mit 0,05 festgelegt. Freiheitsgrade wurden nach SATTERTHWAITE (1946) approximiert (HU ET AL. 2006).

3.5.2 Einbindung von Kovariablen (Kovarianzanalyse bzw. Trendmodelle)

Räumliche Trends wurden durch zusätzliche feste Effekte in der *model*-Anweisung mit bestimmten Kovariablen ermittelt. In dieser Arbeit werden räumliche Trends durch Positionseffekte von x , y , x^2 und y^2 sowie $x * y$ angenommen. Zusätzlich flossen die elektrische Leitfähigkeit des Bodens (EC25) als Größe für die Bodenheterogenität mit EC25 und $(EC25)^2$ sowie die Interaktion von $EC * x$ bzw. $EC * y$ als Kovariablen ein.

Der Einfluss möglicher Autokorrelation der EC25-Werte wurde als vernachlässigbar bewertet (HOOKS ET AL. 2008), da für Erträge und EC25-Werte gleiche Orte angenommen wurden. Gleichfalls wurde unterstellt, dass zwischen den Düngungsvarianten keine Modellunterschiede für den Trend vorliegen.

Zum Vergleich der Kombinationen verschiedener Kovariablen wurden die Berechnungen mit der ML-Methode (Maximum Likelihood) durchgeführt. Für die P-Werte der Koeffizienten wurde das Signifikanzniveau mit 0,05 bestimmt (F-Test). Die Trendmodelle wurden nach Größe des AICC (ML) verglichen (je geringer, desto besser). Im Gegensatz zur REML-Methode wird hierbei auch die Anzahl der fixen Parameter „bestraft“. Zunächst wurde nach einem aufbauenden Verfahren bis zur Kombination aller Kovariablen gearbeitet. Im Anschluss wurde vom Anfang ausgehend immer eine Kovariable entfernt (abbauendes Prinzip).

Bei einer klassischen Kovarianzanalyse wird wie bei der Varianzanalyse von der Unabhängigkeit der Residuen ausgegangen (5). Gleichfalls kann man bei einer Kovarianzanalyse eine räumliche Autokorrelation der Residuen annehmen (6) (7).

Um Zusammenhänge zwischen Bodengüte bzw. EC25-Werten und den Kornträgen bereits vor der Trendanalyse grafisch zu bewerten, wurden Streudiagramme erstellt. Beziehungen zwischen den Werten der elektrischen Leitfähigkeit und den Pendelwinkeln wurden ebenfalls mit Streudiagrammen dargestellt. Hiermit sollte beleuchtet werden, ob die Bodenqualität über die Höhe der Pendelwinkel bzw. die Dichte der Biomasse indirekt Einfluss auf die Variation des teilflächenspezifischen Düngungsverfahrens genommen hatte. Bei deutlichen Tendenzen wäre die elektrische Leitfähigkeit auf Grund von Kollinearität nicht als Kovariable in einer Trendanalyse geeignet. Die angegebenen Bestimmtheitsmaße dienen als Orientierungswerte. Die Schätzung von Regressionskoeffizienten schien auf Grund vermuteter Autokorrelation nicht angemessen.

3.5.3 Auswertungsansätze

ERSTER ANSATZ

In jedem Stratum (vgl. Abschnitt 3.4.2) wurden für die Residuen ein Nullmodell (5) und 22 räumliche Modelle (6) (7) berechnet (vgl. Abschnitt 3.5.1). Die Bewertung erfolgte wie unter 3.5.2 beschrieben. Zusätzlich wurden bei den Strata, deren Daten nach Block-Kriging aggregiert wurden, mit Hilfe der *weight*-Option in PROC MIXED Kriging-Varianzen zur Gewichtung einbezogen. Die Kriging-Varianz bezeichnet den Vorhersagefehler für interpolierte Werte an nicht beprobten Orten. Ist die Vorhersagevarianz groß, wird durch die Benutzung der reziproken Kriging-Varianz der entsprechende Wert niedriger gewichtet. Beim Rasterbezug wurde ohne Gewichtung gerechnet. Die Tabellen 7 und 8 zeigen, welche Rechengänge insgesamt für den ersten Ansatz durchgeführt wurden.

Tab. 7: Stratabezogene Modellierung von Nullmodellen und räumlichen Modellen für die Aggregationsformen „Block-Kriging bzw. Moving Average“

Schichtungs-kriterium	Gewichtung	Versuch				
		Krummes Land	Riesterstück*	Streitländer	Nr. 352	Dobbriko- wer Str.
Pflanzenbestand (Pendelwinkel)	nein	X	X	X	X	./.
	ja	X	./.	X	X	./.
Algorithmus der var. Düngung (Pendelwinkel)	nein	X	X	X	X	./.
	ja	X	./.	X	X	./.
Bodenheterogenität (EC25)	nein	./.	./.	./.	./.	X
	ja	./.	./.	./.	./.	X

X = berechnet; ./. = nicht berechnet; * Moving Average

Tab. 8: Stratabezogene Modellierung von Nullmodellen und räumlichen Modellen für die Aggregationsform „Mittelwertbildung und Rasterbezug“

Schichtungs-kriterium	Gewichtung	Versuch				
		Krummes Land	Riesterstück	Streitländer	Nr. 352	Dobbriko- wer Str.
Algorithmus der var. Düngung (Pendelwinkel)	nein	X	X	X	X	./.
Bodenheterogenität (EC25)	nein	./.	./.	./.	./.	X

X = berechnet; ./. = nicht berechnet

ZWEITER ANSATZ

Im zweiten Ansatz wurden die N-Düngungsvarianten auf Basis der Gesamtversuche (keine Stratifikation) anhand von Trendmodellen (Kovarianzanalyse), räumlichen Modelle (Autokorrelation der Residuen, Abschnitt 3.5.2) sowie einer Kombination aus Trend- und räumlichen Modellen (Kovarianzanalyse + Autokorrelation der Residuen) mit einem Nullmodell (klassische Varianzanalyse) verglichen. Diese Modellierungen erfolgten für beide Aggregationsformen.

Zunächst wurde das optimale Trendmodell mit den oben genannten Kovariablen (vgl. Abschnitt 3.5.3) ermittelt. Dazu wurden die Kovariablen auf verschiedene Art miteinander verknüpft. Im Anschluss wurde das beste Trendmodell mit allen räumlichen Modellen unter REML-Schätzung kombiniert.

4 Ergebnisse

4.1 Auswertung des Versuchsschlages „Krummes Land“ (Kultur: Wintergerste; Ort: Staritz; Jahr: 2005)

4.1.1 Bildung von Pseudo-Blocks

Auf Grund der Mittelwerte der einheitlichen und teilflächenspezifischen Winkelverteilungen von $21,1^\circ$ (SD = $5,7^\circ$) bzw. $22,1^\circ$ (SD = $5,3^\circ$) deutet sich ein Unterschied der experimentellen Bedingungen an. Durch die Pseudo-Blockbildung soll getestet werden, ob ein Ausgleich der Bedingungen möglich wird. In Abbildung 8 sind dazu die Beträge der Mittelwert-Differenzen zwischen einheitlich und teilflächenspezifisch gedüngten Wiederholungen für den Schlag „Krummes Land“ nach ihrer Größe und relativen Häufigkeit dargestellt.

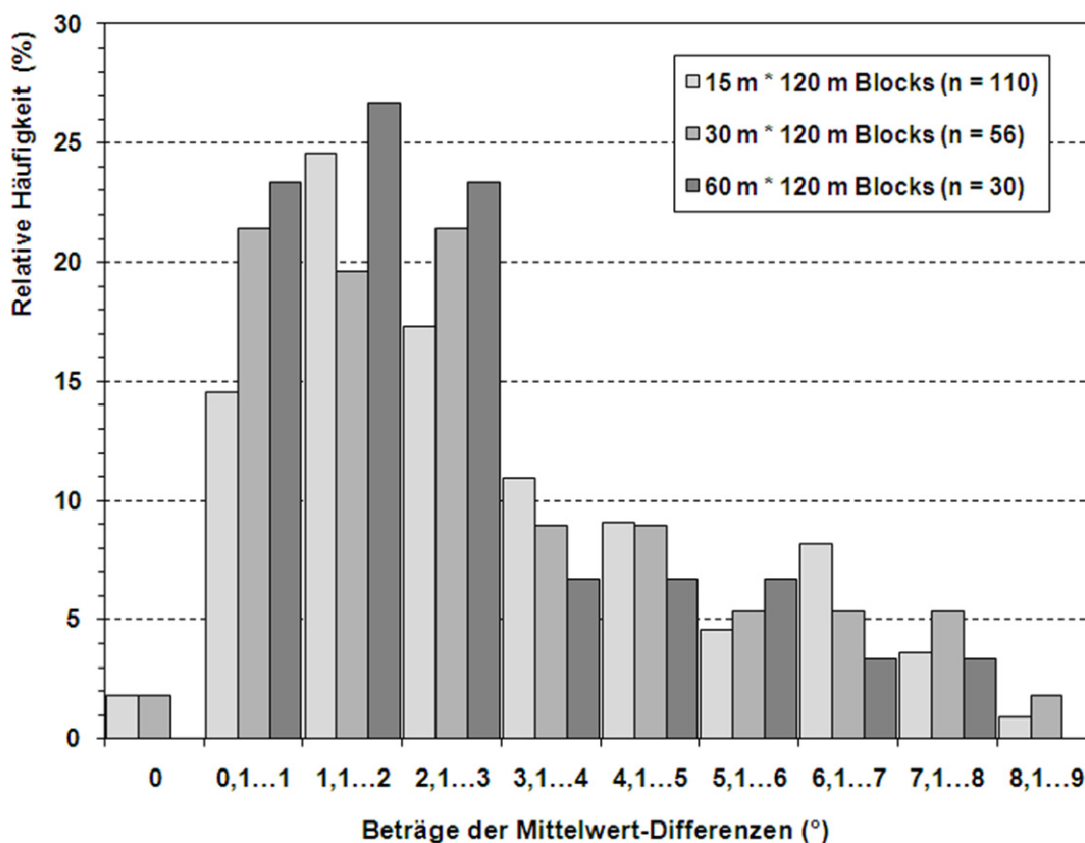


Abb. 8: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Beträge der Mittelwert-Differenzen aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Krummes Land“

Aus der Abbildung wird deutlich, dass der ideale Zustand einer Differenz von Null unabhängig von der Blockfläche nur ausnahmsweise erreicht wurde. Bis zu einem Differenzbetrag von 3° zwischen den Varianten nimmt die relative Häufigkeiten der Differenzbeträge mit steigender Pseudo-Blockfläche tendenziell zu. Ab einem Betrag von $3,1^\circ$ und größer nehmen die relativen Häufigkeiten der Differenzbeträge hingegen mit zunehmender Blockfläche tendenziell ab. Somit bewirkt die Erhöhung der Fläche pro Pseudo-Block mit zunehmender Anzahl der verrechneten Pendelwinkel einen gewissen Glättungseffekt bei den Differenzbeträgen.

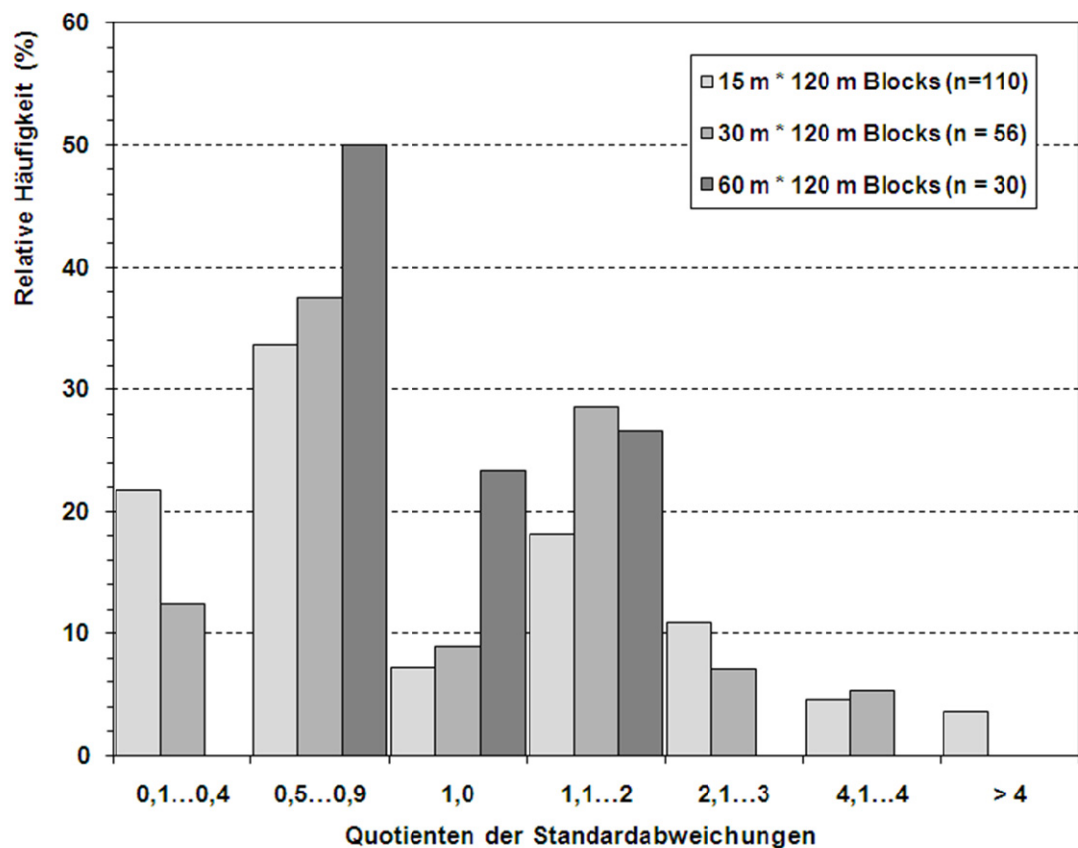


Abb. 9: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Standardabweichungs-Quotienten aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Krummes Land“

Bei Betrachtung der Quotienten-Verteilungen vom Schlag „Krummes Land“ fällt auf, dass überwiegende Anteile von Quotienten < 1 eingenommen werden (Abb. 9). Damit liegen im Bereich der einheitlichen Düngung (Zähler des Quotienten) häufiger geringere Standardabweichungen vor als bei variabler N-Düngung (Nenner des Quotienten). Im Bereich bis 2 liegen ebenfalls hohe Häufigkeiten vor. Über einen Quotienten von 2

nehmen die relativen Häufigkeiten schon stark ab. Der gewünschte Quotient von 1 tritt mit bis zu 24 % vergleichsweise selten auf.

Insgesamt ist den Häufigkeitsverteilungen zu entnehmen, dass unabhängig von der Größe der Blocks, nur vereinzelt Mittelwert-Differenzen gleich Null bzw. zu geringen Anteilen Quotienten gleich Eins auftreten. Die optimale Kombination von Differenzen gleich Null und Quotient gleich Eins tritt niemals auf. Damit ist hier das Ziel verfehlt, durch Blockbildung gleiche Voraussetzungen zwischen den Prüfgliedern zu schaffen. Ohne weiteres kann auch nicht abgeleitet werden, welche Mittelwert-Differenz oder welcher Quotient zwischen den Pseudo-Wiederholungen noch zulässig wären, um von akzeptablen homogenen Bedingungen im Versuch auszugehen. Alternativ bieten sich andere Formen der Stratifizierung an.

4.1.2 Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging)

Bei dieser Stratabildung lag der Fokus darauf, die Variabilität der Pflanzenmasse eng einzugrenzen. Daher wurden die interpolierten Erträge in 7 Winkelklassen mit sehr geringen Spannen eingeteilt (Tab. 9). Weil im unteren Bereich des Pflanzenbestands wenige Werte vorlagen, wurde ein größerer Bereich (3 bis 13 °) zu Winkelklasse 1 zusammengefasst.

Tab. 9: Schichtung der Ertragsdaten nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging, Schlag „Krummes Land“; einheitliche N-Düngung: 41 kg N ha⁻¹)

Winkel- klasse	Spanne der Winkel (°)	Spanne der N-Gabe (var.) (kg N ha ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.
1	≤ 13	41	75	49	26
2	>13...16	41...42	82	41	41
3	>16...19	>42...46	121	64	57
4	>19...22	>46...49	164	100	64
5	>22...25	>49...53	188	87	101
6	>25...28	>53...57	135	51	84
7	>28	>57...59	85	49	36

Im Vergleich der AICC (Akaike's Information Criterion Corrected) schneiden räumliche Modelle in allen Klassen gegenüber den Nullmodellen am besten ab (Tab. 10). Matérn- und sphga-Modelle erweisen sich als die besten räumlichen Modelle

(Schätzwerte für Kovarianz-Parameter werden als Ergänzung im Anhang angegeben). Die zusätzliche Gewichtung mit Kriging-Varianzen verspricht im Vergleich der AICC der räumlichen Modelle keine weitere Verbesserung der Modellanpassungen. Bei der abschließenden Modellauswahl werden die räumlichen Modelle ohne Gewichtung bevorzugt.

Tab. 10: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Krummes Land“)

Winkel- klasse	Ohne Gewichtung			Mit Gewichtung		
	Bestes räumliches Modell		Null- modell	Bestes räumliches Modell		Null- modell
	Modell	AICC	AICC	Modell	AICC	AICC
1	sphga	162,4	319,2	sphga	206,0	311,8
2	Matérn	183,4	319,2	sphga	195,9	295,1
3	sphga	300,7	458,9	sphga	305,1	445,0
4	Matérn	406,0	607,9	Matérn	428,8	599,6
5	Matérn	399,8	673,6	Matérn	456,2	683,4
6	Matérn	327,5	549,5	Matérn	364,6	555,2
7	Matérn	162,9	300,3	Matérn	191,5	308,7

Im klassenweisen Vergleich der sehr hohen Kornerträge von Wintergerste (80 bis 105 dt ha⁻¹, Tab. 11) wird durch den F-Test für die jeweils besten räumlichen Modelle keine signifikante Differenz ausgewiesen. Mit Zunahme der Pendelwinkel steigen die Kornertragsmittelwerte an, was auf eine tendenzielle Beziehung zwischen Pflanzenmasse und Ertrag hinweist. Beachtlich ist jedoch die hohe Differenz in Klasse 7, die beim besten räumlichen Modell sogar nicht signifikant ist. Vermutlich äußert sich hier eine Lücke in der Datenaufbereitung, wo möglicherweise Ausreißer nicht erkannt wurden. Außer in Klasse 1 und 4 bestehen zwischen den Nullmodellen und den besten räumlichen Modellen ähnliche Größenordnungen der Ertragsdifferenzen. Der Standardfehler der Differenz (SED) ist in Klasse 1 und 2 des Nullmodells höher als bei den Kovarianz-Modellen. In den anderen Klassen liegt die Größe der SED des Nullmodells unter den Werten der räumlichen Modelle. Die Klassen Nr. 1, 6 und 7 weisen große Unterschiede in den Schätzwerten für die mittleren Kornerträge der einheitlichen Ausbringung auf.

Tab. 11: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Krummes Land“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
1	73,3	+ 2,7	4,907	0,5841	79,8	- 1,5	3,983	0,7169
2	84,7	- 3,9	3,702	0,2906	86,3	- 3,4	3,031	0,2614
3	87,5	- 0,9	2,903	0,7630	86,5	- 0,8	3,080	0,8041
4	88,9	- 0,7	2,446	0,7880	91,3	-3,1	2,903	0,2926
5	92,0	- 1,0	2,101	0,6218	92,9	- 2,9	2,665	0,2751
6	99,5	- 1,5	3,259	0,6376	93,8	- 4,1	3,329	0,2223
7	112,1	- 11,1	3,062	0,0005	105,4	- 9,6	4,930	0,0567

4.1.3 Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Block-Kriging)

Bei der Klassenbildung in diesem Abschnitt wurde der Düngungsalgorithmus zu Grunde gelegt. Hiermit soll der Einfluss praktisch relevanter N-Düngerspannen mit weiter gefassten Klassen auf die Kornertragsmittelwerte betrachtet werden. (Tab. 12).

Tab. 12: Schichtung der Ertragsdaten nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Block-Kriging, Schlag „Krummes Land“, einheitliche N-Düngung: 41 kg N ha⁻¹)

Winkel- klasse	Spanne der Winkel (°)	Spanne der N-Gabe (var.) (kg N ha ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.
1	≤ 15	41	124	74	50
2	>15...22	>41...49	318	180	138
3	>22...29	>49...58	362	158	204
4	≥ 30	59	46	29	17

Den geringsten AICC entsprechend werden räumliche Modelle ohne Gewichtung den anderen Optionen vorgezogen (Tab. 13). In den ersten drei Klassen ergeben sich Matérn-Modelle als beste Modellanpassungen. In Klasse 4 wird ein Gauß-Modell ausgewählt.

Tab. 13: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung: Dünungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Krummes Land“)

Winkel- klasse	Ohne Gewichtung			Mit Gewichtung		
	Bestes räumliches Modell		Null- modell	Bestes räumliches Modell		Null- modell
	Modell	AICC	AICC	Modell	AICC	AICC
1	Matérn	234,0	513,3	pow	297,8	488,8
2	Matérn	579,7	1195,2	Matérn	624,9	1163,9
3	Matérn	623,7	1403,5	Matérn	777,4	1416,3
4	gau	101,0	154,5	gau	101,5	153,8

Im Vergleich der N-Düngungsmethoden werden allein in der Klasse 4 signifikante Ertragsdifferenzen zum Vorteil der einheitlichen Düngung ausgewiesen (Tab. 14). Möglicherweise tritt hier dasselbe Phänomen auf wie im Abschnitt zuvor. Die nicht signifikanten, geringen Ertragsunterschiede in den unteren Klassen deuten darauf hin, dass die teilflächenspezifische Erhöhung der N-Düngung keine zusätzliche Ertragssteigerung ermöglichte. Die berechneten Standardfehler (SED) liegen bei den besten räumlichen Modellen außer in Klasse 1 höher.

Tab. 14: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Dünungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Krummes Land“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	76,7	+ 0,8	3,482		82,9	- 1,9	3,115	0,5361
2	88,2	- 1,3	1,780	0,4773	88,1	- 1,6	2,586	0,5329
3	96,8	- 0,8	1,770	0,6460	92,4	- 1,7	2,622	0,5040
4	113,1	- 14,1	3,893	0,0007	108,0	- 13,9	5,133	0,0109

4.1.4 Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Raster)

An dieser Stelle wurden die Ertragswerte nach Rastern aggregiert und nach weiter gefassten Biomasseklassen gemäß Düngungsalgorithmus gruppiert (Tab. 15). Unter Annahme autokorrelierter Residuen ergeben sich bei dieser Aggregationsweise der Ertragsdaten in den Klassen 1 bis 3 im Vergleich zum Block-Kriging andere räumliche Modelle (sphärische), die dem jeweiligen Nullmodell auf Grund geringerer AICC überlegen sind. Vermutlich auf Grund einer geringen Anzahl von Wertepaaren wurde in der Klasse 4 kein geeignetes räumliches Modell ermittelt, so dass für Klasse 4 das Nullmodell zugrunde gelegt wurde.

Tab. 15: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum
(Aggregationsform: Raster; Schlag „Krummes Land“, einheitl. N-Düngung: 41 kg N ha⁻¹)

WK	Spanne der Winkel (°)	Spanne d. N-Gabe (var.) (kg N ha ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.	Bestes räumliches Modell		Nullmodell
						Modell	AICC	AICC
1	≤ 15	41	22	11	11	sph	70,4	89,8
2	>15...22	>41...49	101	61	40	sphga	281,7	366,4
3	>22...29	>49...58	82	32	50	sph	242,3	307,5
4	≥ 30	59	7	5	2	./.	./.	15,3

Beim Rasterbezug wurden gegenüber dem Kriging-Ansatz andere Mittelwerte für die Düngungsvarianten geschätzt, die Ertragsdifferenzen fallen aber ähnlich hoch aus (Tab. 16). Besonders fällt der wie zuvor hohe Unterschied von 11,2 dt ha⁻¹ in Klasse 4 auf. Auch treten sehr hohe Standardfehler der Differenz in Klasse 1 mit 8,168 bzw. 6,036 auf. Im Wesentlichen liefern beide Datenaggregations-Ansätze aber gleich lautende Aussagen. Die F-Tests weisen für alle relevanten Modelle nicht signifikante Ertragsunterschiede aus.

Tab. 16: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster; Schlag „Krummes Land“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
1	79,5	- 2,9	8,168	0,7222	75,4	- 1,1	6,036	0,8626
2	87,7	- 2,4	2,980	0,4314	86,7	- 5,0	3,443	0,1489
3	100,3	- 1,9	3,530	0,5924	97,1	- 2,9	2,915	0,2867
4	116,9	- 11,2	5,296	0,0862	./.	./.	./.	./.

4.1.5 Beziehungen zwischen Bodenheterogenität und Erträgen bzw.

Pflanzenbestand

Auf den großen Versuchsschlägen muss man mit einer mehr oder minder großen Bodenheterogenität rechnen, die als zunächst abstrakte Größe neben der N-Düngung Einfluss auf die Kornertragsbildung hat. Die scheinbare elektrische Leitfähigkeit (EC 25) wird als Parameter zur Beschreibung der Bodengüte herangezogen werden. Auf Grund der absoluten Messwerte kann aber nicht ohne weiteres auf bestimmte Eigenschaften des Bodens geschlossen werden. Man geht vereinfacht davon aus, dass die Bodenqualität mit steigenden Messwerten zunimmt. Setzt man Kornertrag (y) und EC25-Werte (x) aus dem Block-Kriging-Ansatz in einem Streudiagramm in Beziehung (Abb. 10), ergibt sich unter Annahme einer quadratischen Funktion ein Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 0,7871$ für die einheitliche N-Düngung und $R^2 = 0,7287$ für die teilflächenspezifische Düngung. Aus kausaler Betrachtung erschiene eine quadratische Funktion sinnvoller als eine einfachere lineare, weil die quadratische nicht gegen unendlich verläuft. Auch wenn die Autokorrelationen zwischen EC25-Werten einerseits und Erträgen andererseits die Bedingungen für eine Regression möglicherweise verletzen, liefert das Diagramm für diesen Schlag doch ein Indiz für einen engeren Zusammenhang zwischen Bodengüte und Kornertrag.

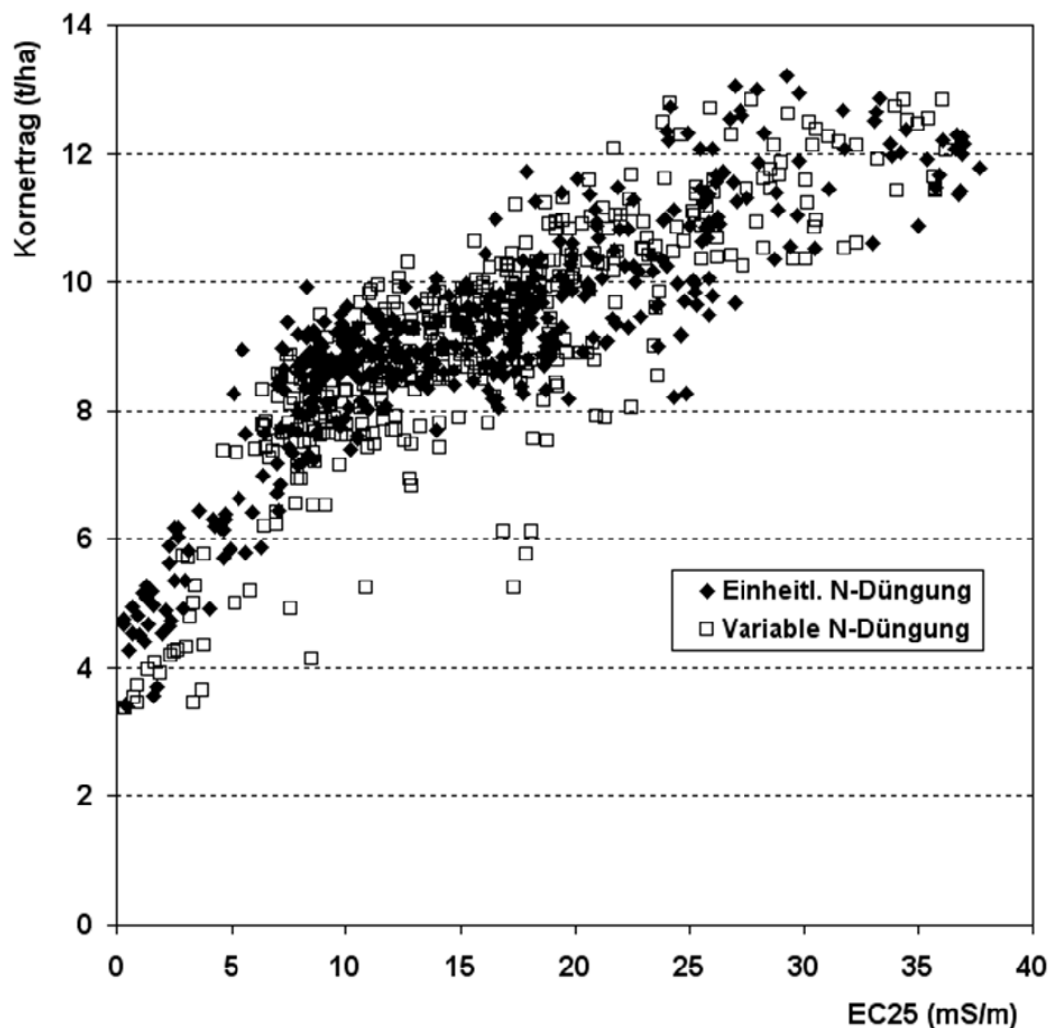


Abb. 10: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging)

Eine ähnliche Beziehung zwischen EC25-Werten und Erträgen besteht auf Rasterbasis (Abb. A 9), einheitlich: $R^2 = 0,7592$; teilflächenspezifisch: $R^2 = 0,7246$). Auf Grund dieser Beziehung zwischen Bodenqualität und Ertrag werden die EC25-Werte bei der Bildung von Trendmodellen als Kovariablen berücksichtigt.

Gleichzeitig ist von Interesse, ob vor der Ernte bereits ein Zusammenhang zwischen Bodengüte und der Pflanzenmasse bestand, wonach die teilflächenspezifische N-Düngung variiert wurde. Bestünde ein engerer Zusammenhang, hätte die Bodenheterogenität damit indirekt Einfluss auf die jeweilige Höhe der variablen N-Düngung und gleichermaßen die Ertragseffekte der zu vergleichenden Düngungsverfahren genommen (Kollinearität). Eine enge Beziehung zwischen Pflanzenmasse und Bodenqualität wird auf Grund der Abbildung 11 nicht angenommen, so dass die variable N-Düngung weitgehend unabhängig von der Bodenqualität erfolgt

sein dürfte. Ein vergleichbares Bild ergibt sich, wenn EC25-Werte und Winkel der variablen N-Düngung aus dem Rasteransatz in Beziehung gesetzt werden (Abb. A 8).

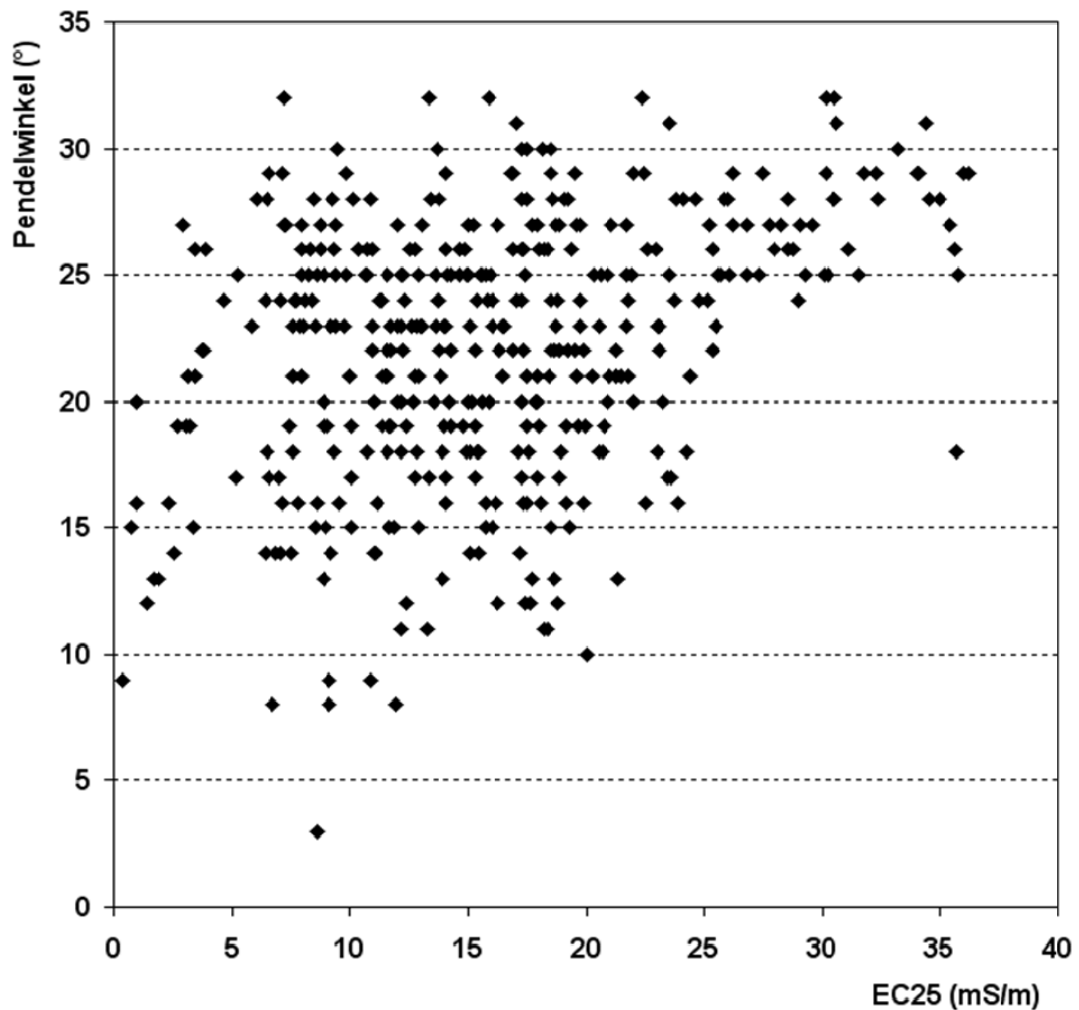


Abb. 11: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenmasse der variablen N-Düngung (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging)

4.1.6 Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen

(Aggregationsform: Block-Kriging)

In der Gesamtbetrachtung des Versuchs „Krummes Land“ schneidet die Zusammenführung vom besten Trendmodell plus räumliches Modell (Matérn) auf Grund des geringsten AICC am besten ab (Tab. 17). Die beste Modellanpassung weist einen nicht signifikanten Ertragsunterschied zwischen den Düngungsverfahren aus, das beste Trendmodell bringt hingegen eine signifikante Differenz hervor.

Tab. 17: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Krummes Land“)

n gesamt	n einh.	n var.	Modell	AICC (ML)	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
					(dt ha ⁻¹)			
850	441	409	Nullmodell	3459,2	91,0	- 0,2	1,248	0,8985
850	441	409	Trend	1981,6	91,8	- 1,8	0,527	0,0008
850	441	409	Matérn	1045,9	89,2	- 3,2	2,371	0,1750
850	441	409	Trend + Matérn	805,5	91,9	- 2,4	1,304	0,0662

Bis auf y^2 sind alle positionsgebundenen Kovariablen sowie EC^2 , $EC\ x$ und $EC\ y$ signifikant. (Tab. 18). Die Signifikanz der Positionsvariablen y und $x*y$ hebt sich jedoch bei der Kombination von Trend- und räumlichen Modell auf, so dass die Anzahl der Kovariablen entsprechend reduziert wird (Tab 18, Tab. A 19 bis A 23). Die signifikanten Koeffizienten der Kovariable $EC25$ bzw. $EC25^2$ bestätigen gewissermaßen die Beziehung in Abb. 10.

Tab. 18: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Krummes Land“)

Kovariable	Koeffizienten Trendmodell	Koeffizienten Trend- + räumliches Modell
x	0,00092	0,014
x^2	-0,00001	-0,00002
y	- 0,0037	./.
y^2	./.	./.
$x*y$	$5,12*10^{-6}$./.
EC	0,29	0,23
EC^2	-0,004	-0,0025
$EC\ x$	- 0,00015	- 0,00015
$EC\ y$	0,00026	0,0002

4.1.7 Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen

(Aggregationsform: Raster)

Auch beim Rasterbezug erweist sich eine Kombination aus Trend- und räumlichem Modell (Power anisotrop) als beste Modellanpassung (Tab. 19). Alle F-Tests treffen die gleiche Aussage, nämlich dass keine signifikanten Ertragsunterschiede vorliegen. Beim besten räumlichen Modell werden deutlich andere Mittelwerte geschätzt als bei den übrigen Ansätzen. Der Standardfehler der Differenz liegt beim Nullmodell am höchsten.

Tab. 19: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Krummes Land“)

n gesamt	n einh.	n var.	Modell	AICC (ML)	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test
					(dt ha ⁻¹)			
212	109	103	Nullmodell	838,7	91,9	- 0,8	2,369	0,7416
212	109	103	Trend	484,9	92,4	- 1,7	1,010	0,0914
212	109	103	sphga	566,8	85,5	- 1,8	2,061	0,3855
212	109	103	Trend + powa	435,6	92,3	- 1,5	1,614	0,3489

Bei der Kombination aus Trendmodell und räumlichem Modell bleiben bei diesem Ansatz alle Kovariablen aus dem Trendmodell erhalten (Tab. 20, Tab. A 24 bis A 28). Die Koeffizienten nehmen vergleichbar zum Kriging-Ansatz ähnliche Werte an.

Tab. 20: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Krummes Land“)

Kovariable	Koeffizienten Trendmodell	Koeffizienten Trend- u. räumliches Modell
x	0,01145	0,01284
x ²	-0,00001	-0,00002
y	./.	./.
y ²	./.	./.
x*y	./.	./.
EC	0,30	0,25
EC ²	-0,0038	- 0,0027
EC x	0,00013	0,00015
EC y	0,00013	0,00012

4.2 Auswertung des Versuchsschlages „Riesterstück“ (Kultur: Winterweizen; Ort: Staritz; Jahr: 2006)

4.2.1 Bildung von Pseudo-Blocks

Die Mittelwerte der Winkelverteilungen von 27,3° (einh.; SD = 8,4°) und 28,1° (var.; SD = 6,3°) weisen auf nicht identische Versuchsbedingungen hin.

Trotz der verschieden großen Pseudo-Blockflächen treten ideale Mittelwert-Differenzen gleich Null jedoch nur vereinzelt auf (Abb. 12). Der größte Anteil der Mittelwert-Differenzen befindet sich im Bereich von 0 bis 3. Danach sinken die relativen Häufigkeiten in den Klassen auf unter 10 %. Eine tendenzielle Zunahme der relativen Betragshäufigkeiten lässt sich mit Zunahme der Blockflächen im Differenzbereich von 0 bis 3 beobachten. Das ist aber nicht eindeutig.

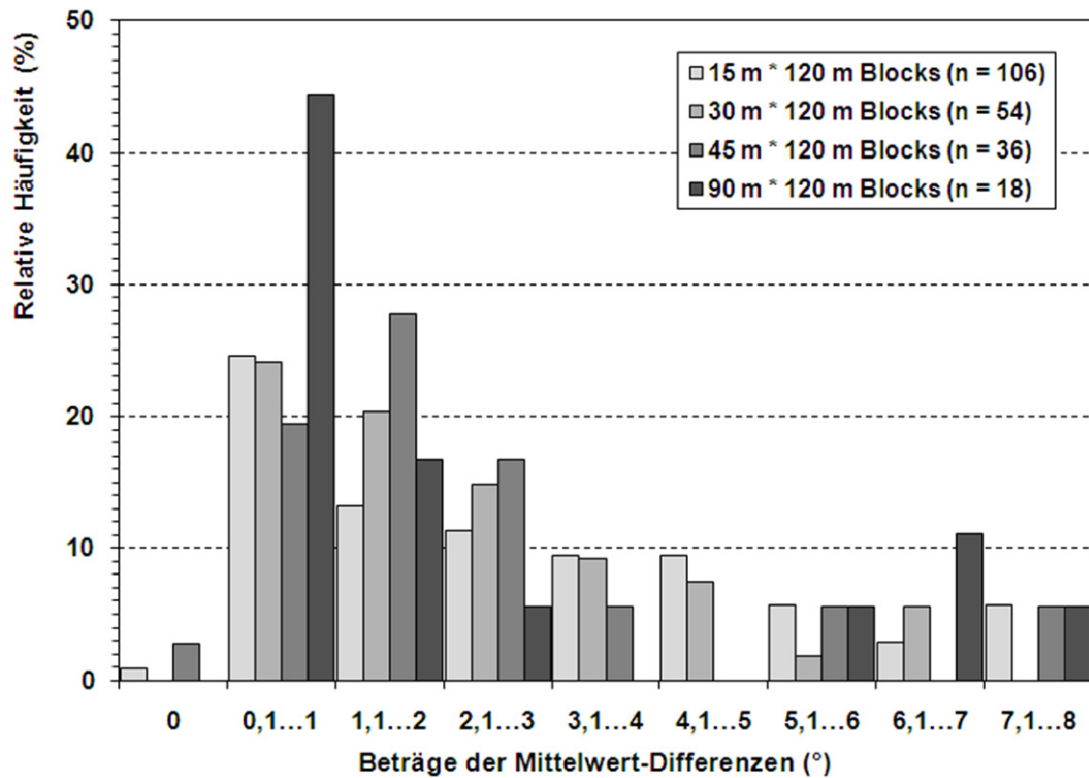


Abb. 12: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Beträge der Mittelwert-Differenzen aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Riesterstück“

Erwünschte Quotienten der Standardabweichungen von 1 treten nur selten auf (Abb. 13). Vielmehr befindet sich der größte Teil der Quotienten bis zu ca. 60% im Bereich von 1,1 bis 2. Der nächst größere Anteil bewegt sich im Bereich von > 0,5 bis 1. Ab Quotienten > 2 nehmen die Häufigkeiten bereits stark ab. Eine Tendenz zur Verringerung größerer Quotienten (zwischen 2 und 3) mit gleichzeitiger Zunahme der relativen Häufigkeiten im Bereich 1 bis 2 ist mit steigender Fläche der Pseudo-Blocks erkennbar. Im Bereich der Quotienten bis 1 ist keine solche Verschiebung sichtbar. Auch bei diesem Schlag hätte der Ansatz, die Heterogenität des Pflanzenbestandes durch Blockbildung zu kontrollieren, nicht zum gewünschten Erfolg geführt.

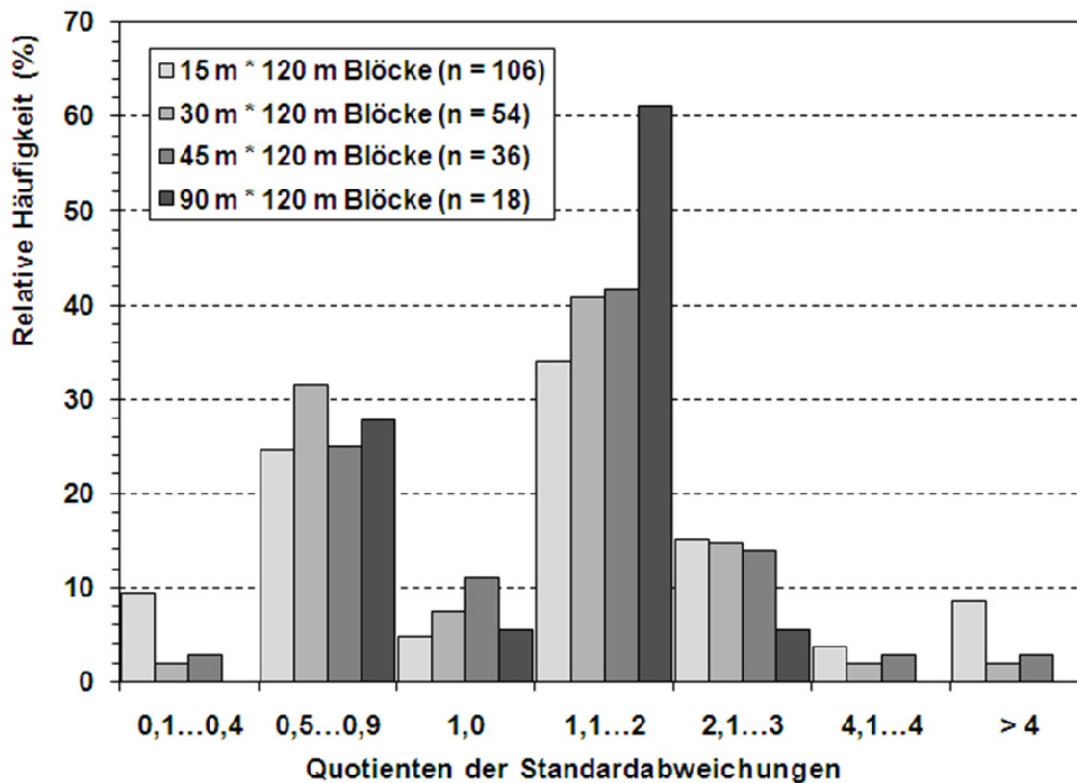


Abb. 13: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Standardabweichungs-Quotienten aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Riesterstück“

4.2.2 Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Moving Average)

In diesem Abschnitt wurden die Pendelwinkel-Strata für den Düngungsversuch „Riesterstück“ sehr eng gefasst (Tab. 21). Im Vergleich der AICC sind die Autokorrelations-Modelle allen herkömmlichen Varianzanalysen überlegen. In den Klassen erweisen sich verschiedene räumliche als beste Modelle (sphga, expa und Matérn). In den Klassen 5 und 7 sind Gauß-Nuggetmodelle von Vorteil.

Tab. 21: Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum (Aggregationsform: Moving Average, Schlag „Riesterstück“, einheitliche N-Düngung: 40 kg N ha⁻¹)

WK	Spanne d. Winkel (°)	Spanne d. N-Gabe (var.) (kg N ha ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.	Bestes räumliches Modell		Null- modell
						Modell	AICC	AICC
1	≤19	0	96	76	20	sphga	5,2	193,7
2	>19...22	0...4	125	72	53	sphga	8,3	150,0
3	>22...25	>4...10	224	108	116	expa	-214,4	233,2
4	>25...28	>10...16	234	123	111	expa	-173,7	275,2
5	>28...31	>16...22	127	53	74	N gau	25,6	232,3
6	>31...34	>22...28	87	45	42	Matérn	68,3	175,7
7	>34...37	>28...34	103	62	41	N gau	82,8	218,5
8	>37...40	>34...40	84	56	28	Matérn	65,8	180,0
9	>40	40	39	23	16	Matérn	42,2	90,6

Unter Annahme des Nullmodells weist der P-Wert des F-Tests im Vergleich der modellabhängigen Mittelwerte außer in den Klassen 2, 7 und 9 auf signifikante Ertragsdifferenzen hin (Tab. 22). Im Gegensatz dazu weist unter den besten räumlichen Modellen nur die Klasse 3 die Signifikanz eines Ertragsunterschieds aus. In ihrer Größenordnung verhalten sich die Differenzen ähnlich. In allen Fällen werden unter Annahme eines Nullmodells geringere SED berechnet. Tendenziell ergibt sich über die Klassen eine Zunahme der Erträge von 57,6 auf 66,4 dt ha⁻¹ Weizen. In der Gesamtbetrachtung besteht selbst im Bereich der größten Düngereinsparung (Klasse 1) kein signifikanter Ertragsunterschied.

Tab. 22: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Moving Average; Schlag „Riesterstück“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	54,5	+ 5,9	1,621	0,0005	57,6	+ 4,2	2,698	0,1308
2	58,6	+ 0,8	0,785	0,3346	58,8	+ 1,4	1,989	0,4962
3	59,0	+ 1,5	0,535	0,0072	58,4	+ 2,3	0,987	0,0252
4	59,8	+ 1,2	0,567	0,0401	60,2	+ 1,3	1,048	0,2085
5	59,8	+ 2,9	1,058	0,0078	60,7	+ 1,6	1,303	0,2161
6	62,9	+ 3,2	1,380	0,0225	63,2	+ 0,5	1,513	0,7489
7	67,6	+ 1,5	1,407	0,2785	65,0	+ 0,7	1,988	0,7171
8	67,8	+ 3,3	1,625	0,0465	65,9	+ 2,8	2,242	0,2227
9	68,1	+ 1,2	2,505	0,6214	66,4	+ 4,8	3,430	0,1776

4.2.3 Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Moving Average)

An dieser Stelle wurden auf Basis des Düngungsalgorithmus der Pflanzenmasse in den Klassen größere Spannen eingeräumt (Tab. 23). In allen Klassen sind wiederum räumliche Modelle den Nullmodellen im Vergleich der AICC überlegen. In Klasse 1 und 4 folgt das bestangepasste Modell einer Matérn-Funktion mit Nugget-Varianz. In den Klassen 2, 3 und 5 erfahren exponentiell anisotrope Modelle die beste Anpassung.

Tab. 23: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum (Aggregationsform: Moving Average; Schlag „Riesterstück“, einheitliche N-Düngung: 40 kg N ha⁻¹)

WK	Spanne d. Winkel (°)	Spanne d. N-Gabe (var.) (kg N ha ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.	Bestes räumliches Modell		Nullmodell AICC
						Modell	AICC	
1	≤ 20	0	135	98	37	N Matérn	1,5	258,8
2	>20...25	2...10	310	158	152	expa	-356,4	319,4
3	>25...30	12...20	324	160	164	expa	-282,3	428,8
4	>30...35	22...30	152	82	70	N Matérn	65,8	321,1
5	>35...40	32...40	159	97	62	expa	32,1	338,2
6	>40	40	39	23	16	Matérn	42,2	90,6

Mit Ausnahme der höchsten Winkelklasse führt die Zugrundelegung unabhängiger Residuen zu signifikanten Ertragsunterschieden (Tab. 24). Bei den besten räumlichen Modellen ist lediglich die Differenz von 3,9 dt ha⁻¹ zugunsten der variablen N-Düngung in Klasse 1 signifikant. Dieser Unterschied steht sicher in Verbindung mit der gegenüber Punkt 4.2.2 veränderten Bildung der Klasse 1. Somit können bereits vermeintlich geringe Veränderungen der Strata-Bildung zu grundsätzlich anderen Rückschlüssen führen. Die Standardfehler der Differenz sind bei allen räumlichen Modellen verglichen mit den Nullmodellen höher. Eine tendenzielle Ertragszunahme ist wie schon zuvor zu beobachten.

Tab. 24: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Moving Average; Schlag „Riesterstück“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test
1	55,4	+ 5,6	1,199	< 0,0001	58,1	+ 3,9	1,593	0,0160
2	58,9	+ 1,0	0,456	0,0228	58,6	+ 1,6	0,958	0,0929
3	59,9	+ 1,5	0,519	0,0031	60,3	+ 1,3	1,047	0,2149
4	62,9	+ 2,7	1,108	0,0169	61,9	+ 0,8	1,403	0,5866
5	68,1	+ 1,9	1,150	0,1006	65,4	+ 0,7	2,101	0,7414
6	68,1	+ 1,2	2,505	0,6214	66,4	+ 4,8	3,430	0,1776

4.2.4 Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Raster)

Auf Grund der Datenverteilung wurde beim Rasterbezug im Vergleich zum vorhergehenden Moving-Window-Ansatz die Winkelklasse 1 im Bereich von 0 bis 25 ° gebildet (Tab. 25). Damit ergibt sich eine neuerlich veränderte Klassenbildung. In diesen Klassen erfahren sphärische Modelle gegenüber den Nullmodellen eine bessere Anpassung.

Tab. 25: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum
(Aggregationsform: Raster; Schlag „Riesterstück“, einheitliche N-Düngung: 40 kg N ha⁻¹)

WK	Spanne d. Winkel (°)	Spanne d. N-Gabe (var.) (kg N ha ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.	Bestes räumliches Modell		Nullmodell
						Modell	AICC	AICC
1	≤ 25	0...10	82	49	33	sphga	434,3	470,5
2	>25...30	>10...20	83	42	41	sphga	470,4	510,8
3	>30...35	>20...30	35	17	18	N sph	208,8	213,3
4	>35	>30	34	22	12	sph	206,5	225,8

Hinsichtlich der statistischen Rückschlüsse ergibt sich vermutlich auf Grund der unterschiedlichen Klassenbildung ein verändertes Bild (Tab. 26). Ein Einfluss der Aggregationsmethode ist ebenso möglich, da die Pendelwinkel ja ebenfalls aggregiert wurden. Die Annahme nicht korrelierter Residuen führt in den Klassen 1 und 3 zunächst zu signifikanten Differenzen zugunsten der variablen Düngung. Bei den bevorzugten räumlichen Modellen erscheinen aber signifikante Unterschiede zum Vorteil der variablen Düngung in den Klassen 3 und 4.

Tab. 26: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster; Schlag „Riesterstück“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	58,0	+ 2,1	0,972	0,0326	57,3	+ 3,4	2,020	0,1038
2	61,3	- 0,3	1,172	0,8043	63,0	- 0,9	1,981	0,6589
3	61,0	+ 7,0	1,839	0,0005	62,3	+ 5,3	1,751	0,0049
4	70,5	+ 0,2	2,621	0,9422	66,5	+ 4,2	2,048	0,0482

4.2.5 Beziehungen zwischen Bodenheterogenität und Erträgen bzw.

Pflanzenbestand

Beim Schlag „Riesterstück“ wurden zunächst die Kornerträge (Moving-Average-Ansatz) in einem Streudiagramm (Abb. 14) mit den entsprechenden Leitfähigkeitswerten in Beziehung gesetzt. Die Annahme einer Funktion erscheint auf Grund der großen Streuung nicht angebracht. Damit wird unterstellt, dass kein Einfluss der Leitfähigkeit auf die Kornerträge vorliegt. Betrachtet man die gleiche Beziehung auf Basis der Rasterdaten, entsteht nahezu dasselbe Bild (Abb. A 10). Trotzdem wurden die EC-Werte als Kovariable stellvertretend für die Heterogenität des Bodens bei der Ermittlung von Trendmodellen eingesetzt.

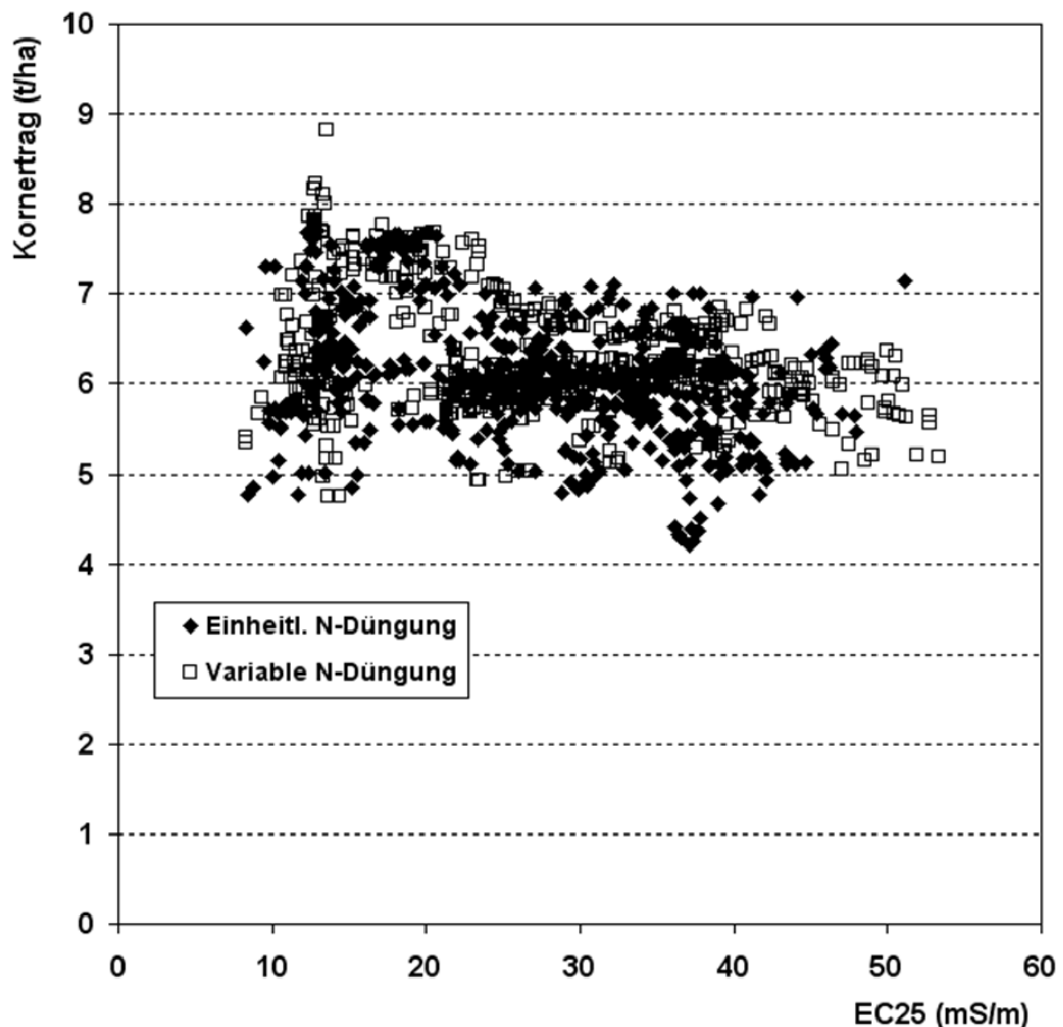


Abb. 14: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Moving Average)

In gleicher Weise wird zur Vermeidung einer Kollinearität überprüft, ob zwischen Bodenqualität und Pflanzenbestand bzw. pflanzenmassebasierter N-Düngung ein Zusammenhang existierte (Abb. 15). Es ergäbe sich womöglich eine sehr schwache, negativ lineare Beziehung zwischen EC-Werten und den Pendelwinkeln der teilflächenspezifischen Düngungsvariante (Aggregation mit Block-Kriging), so dass man auch für diesen Versuch, der Argumentation aus 4.1.5 folgend, davon ausgehen kann, dass die Gestaltung der variablen Düngung (Düngermenge) von der elektrischen Leitfähigkeit weitgehend unbeeinflusst blieb. Das Bild beim Rasteransatz ist vergleichbar (Abb. A 11).

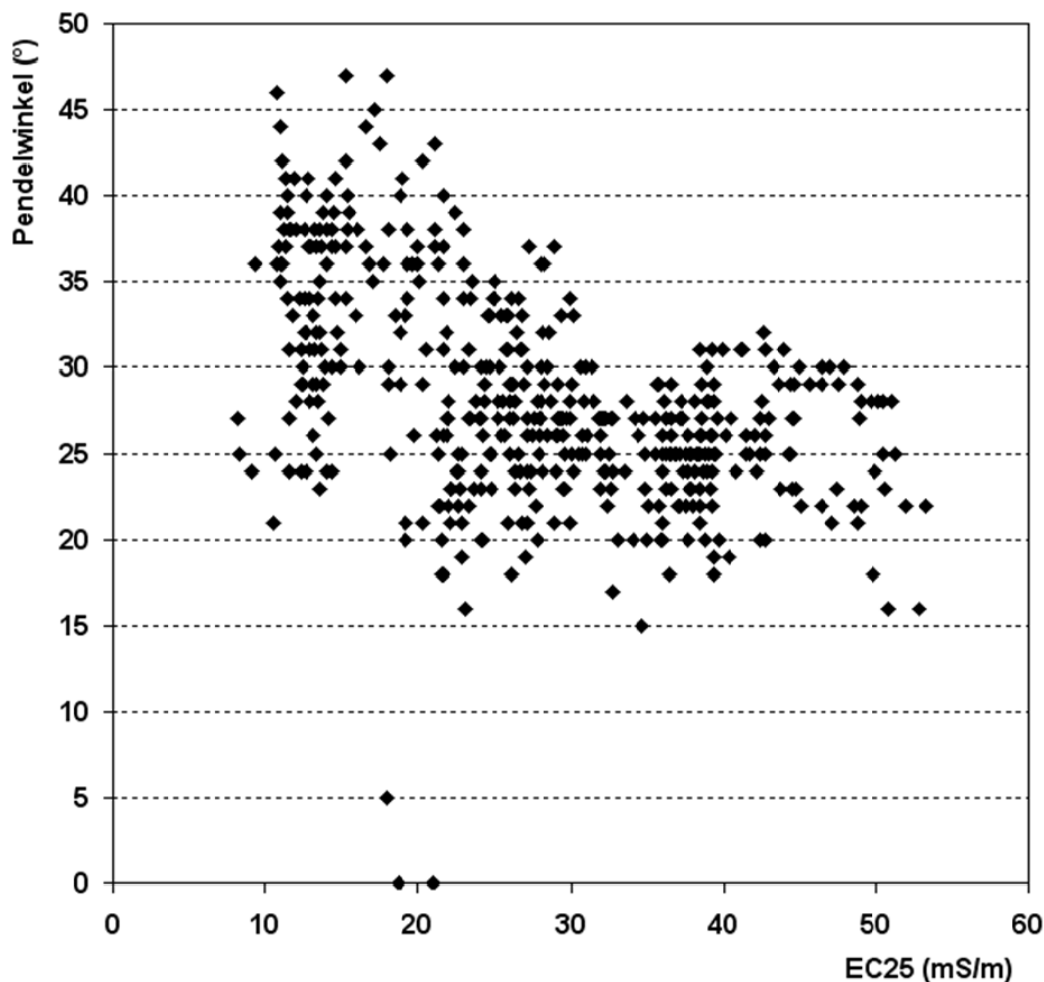


Abb. 15: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenbestand der variablen N-Düngung (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Moving Average)

4.2.6 Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen

(Aggregationsform: Moving Average)

Bei der Auswertung des Gesamtversuchs „Riesterstück“ liegt die Kombination von Trend- und Autokorrelations-Modell nur knapp vor dem besten räumlichen Modell (Tab. 27). Die F-Tests des Nullmodells und des besten Trendmodells weisen signifikante Differenzen im Vergleich der Ertragsmittel aus, das beste räumliche Modell und die Kombination hingegen nicht signifikante Unterschiede.

Tab. 27: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Moving Average; Schlag „Riesterstück“)

n ges.	n einh.	n var.	Modell	AICC (ML)	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
					(dt ha ⁻¹)			
1109	611	498	Nullmodell	2262,4	60,9	+ 1,9	0,404	< 0,0001
1109	611	498	Trend	1964,7	60,8	+ 2,2	0,355	< 0,0001
1109	611	498	N expa	-1421,3	60,7	+ 1,7	1,054	0,0995
1109	611	498	Trend + N expa	-1428,6	60,8	+ 1,7	0,965	0,0762

Im Vergleich zum vorhergehenden Versuch („Krummes Land“) spielen hier beim besten Trendmodell nur wenige Kovariablen eine Rolle (Tab. 28, Tab. A 45 bis A 49). Bei Berücksichtigung einer räumlichen Kovarianzstruktur wird sogar die elektrische Leitfähigkeit bedeutungslos, was auf Grund von Abb. 14 erwartet werden konnte. Es verbleibt als signifikanter Regressionsparameter der zur Interaktion x*y gehörige Wert (Tab. A 55). Auf Grund des geringen Unterschieds zwischen den AICC werden die Kovariablen vernachlässigt, und die Ergebnisse des besten räumlichen Modells als maßgebend betrachtet.

Tab. 28: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Moving Average; Schlag „Riesterstück“)

Kovariable	Koeffizienten Trendmodell	Koeffizienten Trend- + räumliches Modell
x	./.	./.
x ²	./.	./.
y	./.	./.
y ²	./.	./.
x*y	3,04*10 ⁻¹⁰	2,18*10 ⁻¹⁰
EC	0,059	./.
EC ²	-0,0012	./.
EC x	./.	./.
EC y	./.	./.

4.2.7 Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen (Aggregationsform: Raster)

Beim Rasterbezug der Ertragswerte kann das beste räumliche Modell knapp vor der Kombination von Trend- und räumlichem Modell überzeugen (Tab. 29). Alle P-Werte weisen nicht signifikante Ertragsdifferenzen aus.

Tab. 29: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Riesterstück“)

n gesamt	n einh.	n var.	Modell	AICC (ML)	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
					(dt ha ⁻¹)			
234	130	104	Nullmodell	1559,3	61,5	+ 1,5	0,879	0,0926
234	130	104	Trend	1517,8	61,6	+ 1,4	0,801	0,0792
234	130	104	sphga	1386,4	61,8	+ 1,3	1,030	0,1984
234	130	104	Trend + sphga	1387,9	62,3	+ 1,5	0,993	0,1394

Beim besten Trendmodell ist nur y als zusätzlicher fester Effekt signifikant (Tab. 30, Tab. A 50 bis A 54). Auf Grund vieler Modelle mit ähnlich geringen AICC wurde hier das einfachste Trendmodell ausgewählt. Bei der Kombination aus Trend und bestem Autokorrelations-Modell spielen die Trendvariablen keine Rolle mehr (Tab. A 56).

Es wird deutlich, dass die Leitfähigkeit in diesem Versuch keine geeignete Kovariable war. Bereits bei der Betrachtung der Beziehung von EC25 zu Ertrag deutete sich dieses an. Offenbar liegen auf diesem Schlag keine räumlichen Trends vor bzw. wurden keine geeigneten Größen zur Charakterisierung von Trends erfasst.

Tab. 30: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Riesterstück“)

Kovariable	Koeffizienten Trendmodell	Koeffizienten Trend- u. räumliches Modell
x	./.	./.
x ²	./.	./.
y	0,0112	./.
y ²	./.	./.
x*y	./.	./.
EC	./.	./.
EC ²	./.	./.
EC x	./.	./.
EC y	./.	./.

4.3 Auswertung des Versuchsschlages „Streitländer“ (Kultur: Winterweizen; Ort: Niedergörsdorf; Jahr: 2005)

4.3.1 Bildung von Pseudo-Blocks

Die Mittelwerte der Winkelverteilungen von 22,9° (einh.; SD = 5,6°) und 25,7° (var.; SD = 5,0°) weisen auf einen großen Unterschied in den Versuchsvoraussetzungen hin. Mit Zunahme der Pseudo-Blockflächen entsteht zwischen den relativen Häufigkeiten der Mittelwert-Differenzbeträge hingegen nur ein recht diffuses Bild (Abb. 16). Vereinzelt ergeben sich extrem hohe Häufigkeiten über 30%. Die angestrebten Differenzen von Null kommen nur ausnahmsweise vor. Gewisse Tendenzen zunehmender Häufigkeitsverschiebungen sind hier nicht erkennbar.

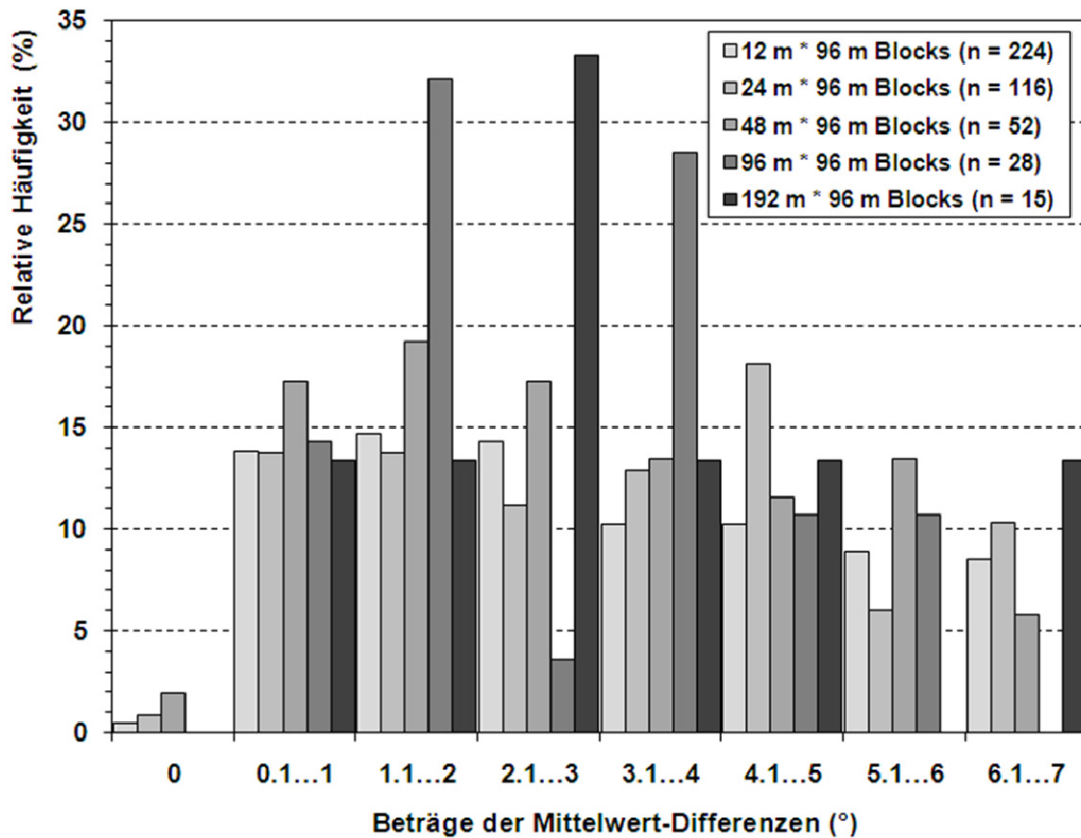


Abb. 16: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Beträge der Mittelwert-Differenzen aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Streitländer“

Der überwiegende Anteil der relativen Häufigkeiten von Standardabweichungs-Quotienten konzentriert sich in den Bereichen $> 0,5$ bis 1 und > 1 bis 2; der gewünschte möglichst hohe Anteil von Quotienten gleich 1 erreicht aber nur maximal 14 % (Abb. 17). Mit Vergrößerung der Blockfläche findet eine Abnahme der relativen Häufigkeit im Bereich > 3 statt. Gleichzeitig nehmen die Häufigkeiten mit Vergrößerung der Blockfläche in den Bereichen $> 0,5$ bis 1 und > 1 bis 2 sowie gleich 1 zu. Auch für diesen Versuch erscheint die Blockbildung nicht als das Mittel der Wahl.

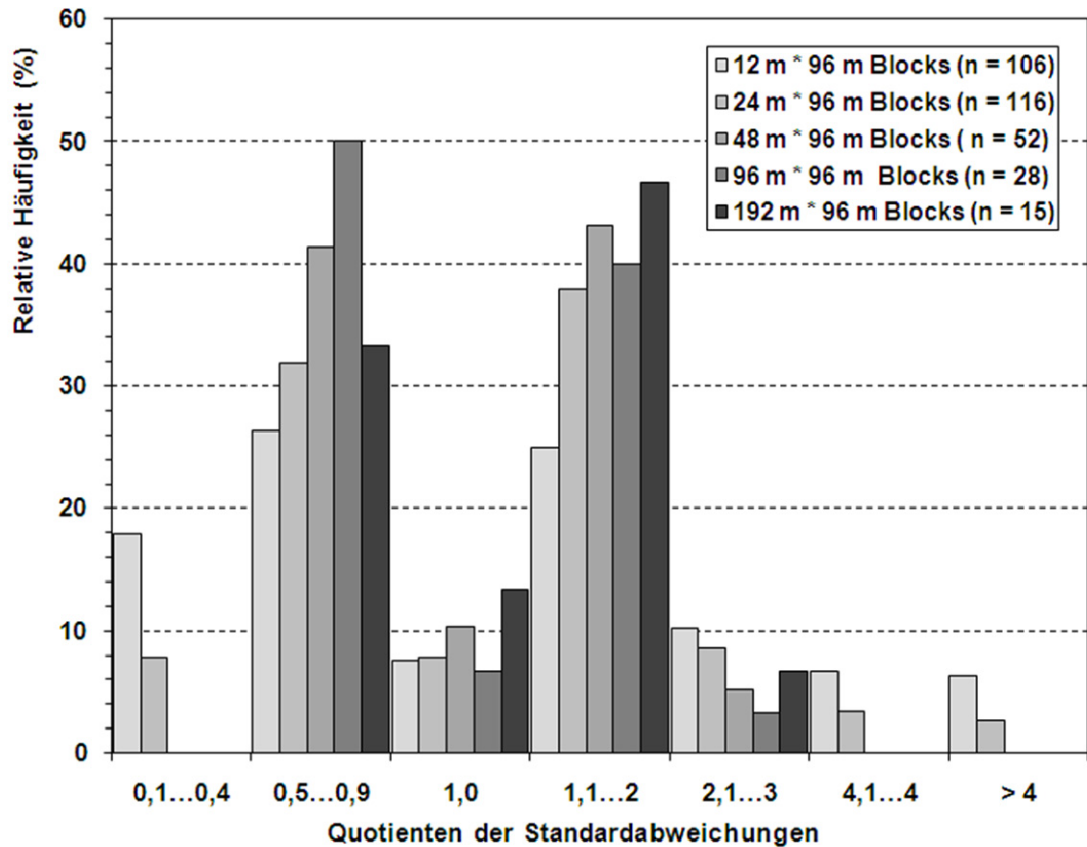


Abb. 17: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Standardabweichungs-Quotienten aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Streitländer“

4.3.2 Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging)

Hier wurden für die Winkelklassen sehr geringe Spannen der Pendelwinkel gewählt, um den Einfluss der Pflanzenmassevariabilität auf die Kornerträge zu minimieren. Dementsprechend bestanden in der variablen N-Düngung auch sehr geringe Spannen (Tab. 31).

Tab. 31: Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging, Schlag „Streitländer“, einheitliche N-Düngung: 68 kg N ha⁻¹)

Winkel- klasse	Spanne d. Winkel (°)	Spanne d. N-Gabe (var.) (kg N ha ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.
1	≤ 16	41...49	111	86	25
2	>16...18	>49...51	92	57	35
3	>18...20	>51...54	113	76	37
4	>20...22	>54...57	181	104	77
5	>22...24	>57...59	222	121	101
6	>24...26	>59...62	214	87	127
7	>26...28	>62...65	168	70	98
8	>28...30	>65...68	124	51	73
9	>30...32	68	94	27	67
10	>33		97	33	64

Bei der Betrachtung der vier Modellkategorien in Tabelle 32 sind räumliche Modelle mit Verzicht auf zusätzliche Gewichtung durch Kriging-Varianzen allen anderen Modellen überlegen. Innerhalb der Klassen „ohne Gewichtung“ nehmen Matérn-Modelle als beste Modelle in nahezu allen Winkelklassen eine deutliche Vorrangstellung ein, mit Ausnahme der Klassen 7 und 9.

Tab. 32: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Streitländer“)

Winkel- klasse	Ohne Gewichtung			Mit Gewichtung		
	Bestes räumliches Modell		Null- modell	Bestes räumliches Modell		Null- modell
	Modell	AICC	AICC	Modell	AICC	AICC
1	Matérn	203,5	377,1	Matérn	276,8	412,7
2	Matérn	215,2	295,2	Matérn	238,0	316,6
3	Matérn	248,0	311,0	Matérn	275,3	330,1
4	Matérn	332,7	457,1	Matérn	371,5	485,5
5	Matérn	418,3	573,9	Matérn	493,3	643,4
6	Matérn	384,1	529,6	Matérn	442,6	607,4
7	powa	294,2	400,5	powa	367,8	442,7
8	Matérn	256,5	322,4	N gauga	302,0	363,6
9	pow	166,6	207,9	gau	193,1	257,8
10	Matérn	156,0	227,2	pow	179,2	256,9

Das Nullmodell führt im F-Test der Klassen Nr. 1, 3, 6 und 10 zu signifikanten Mittelwertdifferenzen (Tab. 33). Die Berücksichtigung der Autokorrelation durch die räumlichen Modelle weist außer im Fall der Winkelklasse 10 keine signifikanten Differenzen aus. Beim Ertragsvergleich der Klasse 10 verhält es sich ähnlich wie in der höchsten „Biomasse“-Klasse des Schlates „Krummes Land“, wobei möglicherweise eine erhöhte Variabilität der Erträge vorliegt. Das Ertragsniveau dieses mittleren Standortes ist vergleichbar mit dem Schlag „Riesterstück“. Die Erträge bewegen sich von der niedrigsten zur höchsten Pflanzenmasseklasse von 52,9 (einheitlich) auf 73,1 dt ha⁻¹ Weizen. Die SED der räumlichen Modelle sind gegenüber den Nullmodellen in allen Fällen höher.

Tab. 33: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Streitländer“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	43,2	+ 8,4	2,966	0,0057	52,9	- 0,5	4,483	0,9055
2	57,7	- 1,3	2,539	0,6179	57,1	+ 2,1	3,434	0,5455
3	59,1	- 4,7	1,882	0,0138	59,8	- 2,4	2,587	0,3612
4	62,3	- 1,0	1,265	0,4262	62,5	- 0,9	1,823	0,6092
5	63,9	+ 0,6	1,171	0,6202	63,4	+ 0,8	1,647	0,6195
6	64,5	+ 3,0	1,143	0,0092	64,8	+ 2,3	1,629	0,1664
7	66,4	+ 1,4	1,224	0,2463	65,1	+ 0,6	2,188	0,7861
8	66,5	+1,2	1,587	0,4619	65,6	+ 2,3	1,867	0,2228
9	67,6	+ 1,5	1,621	0,3689	69,4	-1,5	1,975	0,4622
10	75,8	- 7,1	1,629	<0,0001	73,1	- 5,2	2,250	0,0240

4.3.3 Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Block-Kriging)

Bei der Stratifizierung der Erträge auf Grund des Düngelalgorithmus entstehen bezogen auf die Anzahl der Werte verhältnismäßig große Winkelklassen (Tab. 34).

Tab. 34: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Streitländer“; einheitliche N-Düngung: 68 kg N ha⁻¹)

Winkel- klasse	Spanne d. Winkel (°)	Spanne d. N- Gabe (var.) (kg N ha ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.
1	≤17	41...50	152	110	42
2	>17...24	>50...59	567	334	233
3	>24...30	>59...68	506	208	298
4	>30	68	191	60	131

Wiederum schneiden im Vergleich der AICC die räumlichen Kovarianzstrukturen ohne Gewichtung in allen Klassen am besten ab. Überall stehen Matérn-Modelle an erster Stelle der Anpassung räumlicher Modelle (Tab. 35).

Tab. 35: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung:Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Streitländer“)

Winkel- klasse	Ohne Gewichtung			Mit Gewichtung		
	Bestes räumliches Modell		Null- modell	Bestes räumliches Modell		Null- modell
	Modell	AICC	AICC	Modell	AICC	AICC
1	N Matérn	253,6	524,0	Matérn	344,0	561,0
2	Matérn	739,9	1548,8	Matérn	935,7	1661,7
3	N Matérn	636,0	1243,6	N Matérn	823,4	1406,7
4	Matérn	253,4	447,6	Matérn	318,7	530,7

Die Nullmodelle ergeben für fast alle Strata (außer Klasse 2) signifikante Differenzen (Tab. 37). Bei den räumlichen Modellen ist das in keiner Klasse der Fall. Die Standardfehler der Differenzen liegen bei allen Nullmodellen unter den berechneten Fehlern der räumlichen Modelle.

Tab. 36: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Streitländer“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	45,9	+ 6,7	2,431	0,0064	53,4	+ 3,2	4,010	0,4242
2	61,9	- 0,5	0,804	0,5493	62,9	+ 1,7	1,620	0,2931
3	65,6	+ 2,0	0,741	0,0066	64,2	+ 2,0	1,374	0,1515
4	72,1	- 3,2	1,197	0,0077	70,7	- 3,0	1,782	0,0983

4.3.4 Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Raster)

In der Klasse 1 reichte vermutlich die Anzahl der Werte nicht aus, um räumliche Modelle anzupassen bzw. die Positionen der Werte lagen zu weit auseinander, so dass man vom Nullmodell ausgeht (Tab. 37). In den anderen Klassen dominieren anisotrope Power-Modelle.

Tab. 37: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum (Aggregationsform: Raster; Schlag „Streitländer“, einheitliche N-Düngung: 68 kg N ha⁻¹)

WK	Spanne d. Winkel (°)	Spanne d. N-Gabe (var.) (kg N ha ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.	Bestes räumliches Modell		Nullmodell
						Modell	AICC	AICC
1	≤17	41...50	31	14	17	./.	./.	96,1
2	>17...24	>50...59	168	87	81	powa	417,9	474,0
3	>24...30	>59...68	185	93	92	powa	434,2	498,6
4	>30	68	48	22	26	powa	134,2	155,3

Im Vergleich der Düngungsmethoden sticht die Klasse 1 (Nullmodell) mit einem großen Ertragsvorteil der variablen Applikation hervor (Tab. 38). In den anderen Klassen (räumliche Modelle) sind die Ertragsdifferenzen nicht signifikant. Verglichen mit dem anderen Ansatz (Block-Kriging) liefert die Klasse 1 der Ertragsdaten mit Rasterbezug eine andere Aussage. In ähnlicher Weise konnte das schon bei der

Auswertung des Schlages „Riesterstück“ beobachtet werden. Möglicherweise führt die Kombination aus Mittelung der Pendelwinkel (Rasterbezug) und einer größeren Spanne der Winkel bzw. der Pflanzenmassen in den Klassen zu diesem widersprüchlichen Ergebnis. Mit Zunahme der Pendelwinkel ist ein Anstieg des mittleren Ertragsniveaus festzustellen.

Tab. 38: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster; Schlag „Streitländer“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	51,9	+13,3	4,016	0,0026	./.	./.	./.	./.
2	61,0	+3,3	1,507	0,0285	61,2	+4,3	2,330	0,0750
3	63,1	+3,3	1,348	0,0142	63,1	+2,6	2,327	0,2727
4	66,8	+0,7	3,458	0,8340	62,9	+1,3	4,894	0,8066

4.3.5 Beziehungen zwischen Bodenheterogenität und Erträgen bzw.

Pflanzenbestand

In dem folgenden Streudiagramm ist ein Anstieg der Erträge mit zunehmenden EC-Werten erkennbar (Block-Kriging-Ansatz) (Abb. 18). Die Enge eines Zusammenhangs zwischen EC25-Werten und Erträgen würde mit Bestimmtheitsmaßen von $R^2 = 0,4053$ (einheitlich) bzw. 0,3014 (teilflächenspezifisch) bei einem Polynom zweiten Grades schwach ausfallen. Bei den Ertragsdaten mit Rasterbezug ergäbe sich wiederum eine ähnliche Beziehung mit $R^2 = 0,4089$ (einheitliche N-Düngung) bzw. 0,2852 (variable N-Düngung) (Abb. A 13).

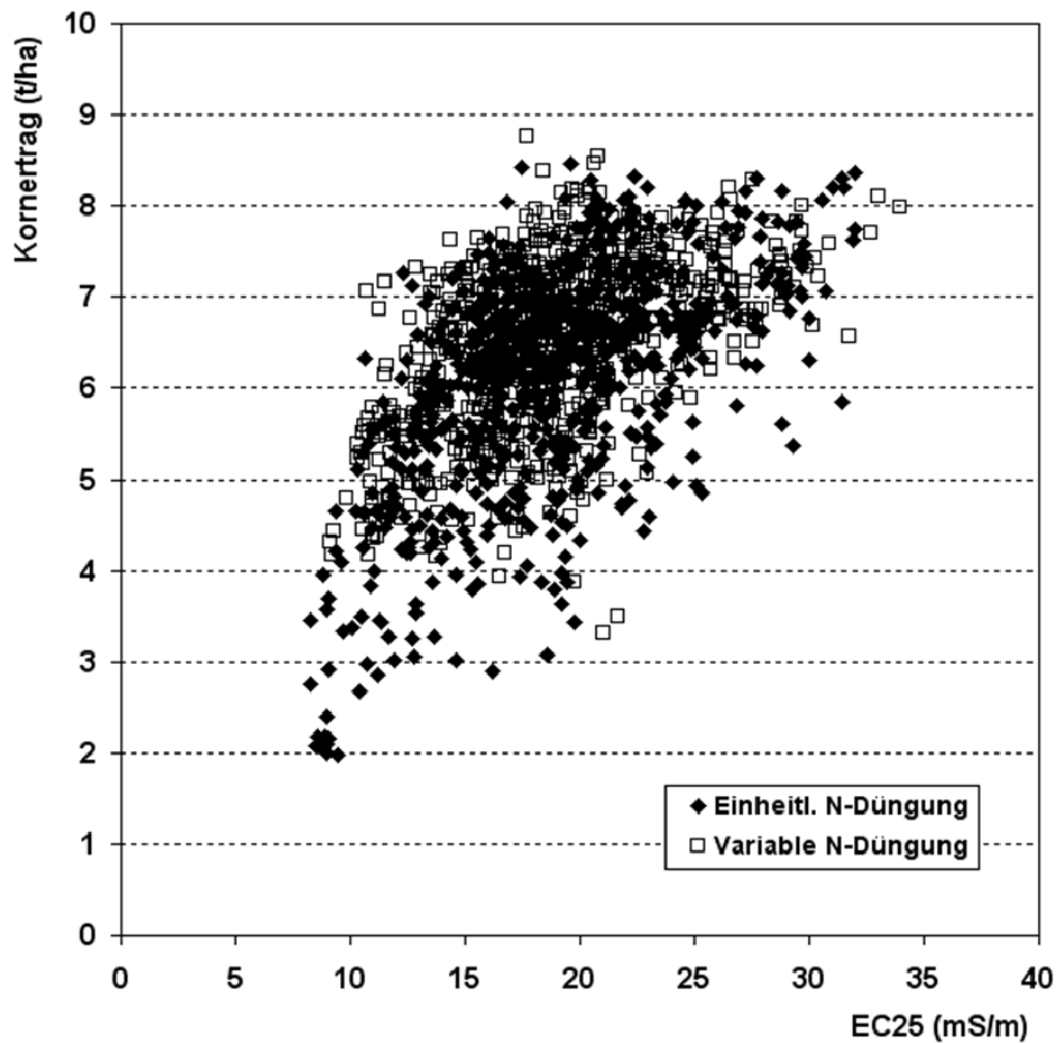


Abb. 18: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Block-Kriging)

In der Beziehung von Pendelwinkeln aus der teilflächenspezifischen Düngung zu den EC25-Werten (Abb. 19) ist allenfalls eine steigende Tendenz vorhanden (Block-Kriging-Ansatz). Die Winkel streuen bereits vom visuellen Eindruck her stark um die jeweiligen EC-Werte. Daher konnte auch in diesem Versuch die Bodenvariabilität kaum eine Rolle bei der Bemessung der variablen Düngermenge spielen (vgl. Punkt 4.1.5). Die Beziehung gerasterter EC25-Werte und Pendelwinkel vermittelt eine Übereinstimmung zu dem vorher Gesagten (Abb. A 12).

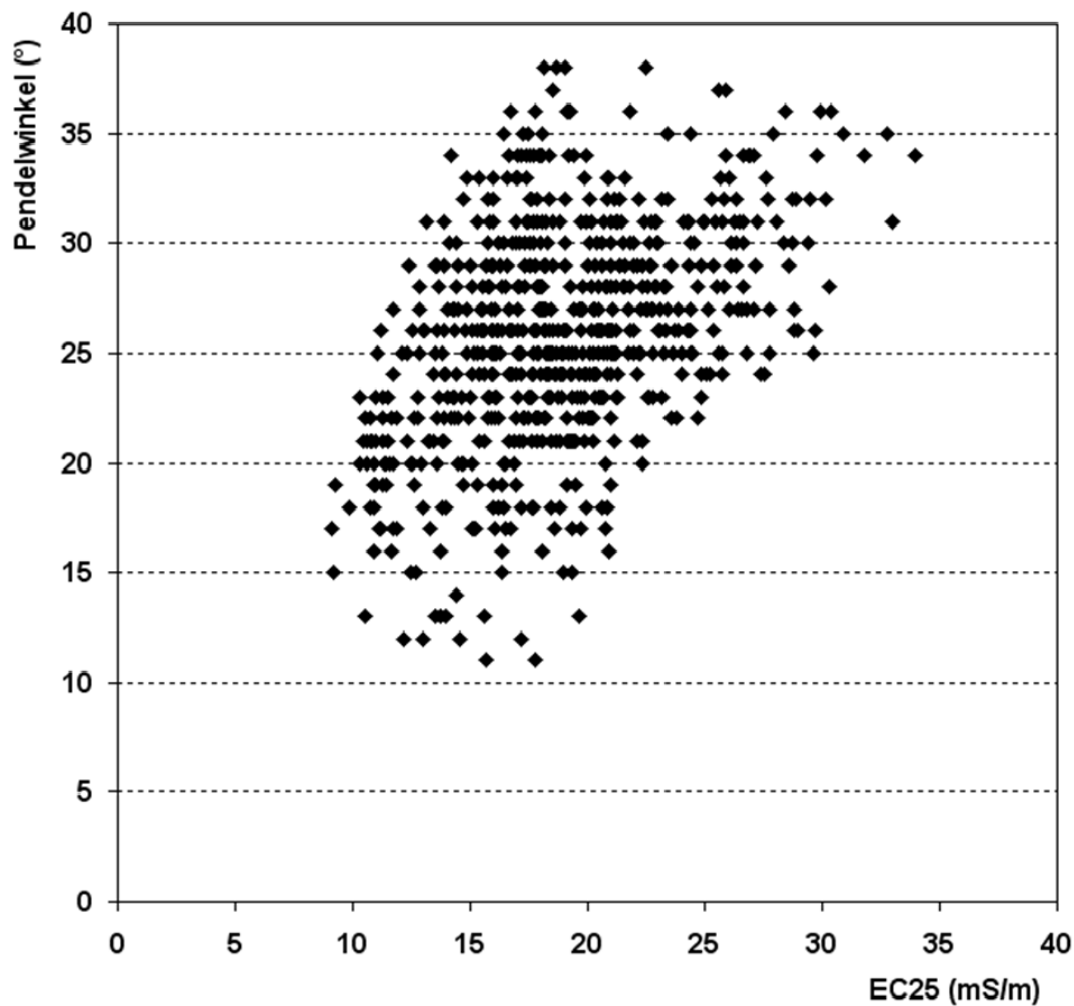


Abb. 19: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenbestand der variablen N-Düngung (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Block-Kriging)

4.3.6 Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen (Aggregationsform: Block-Kriging)

Beim Vergleich der Düngungsverfahren auf Ebene des Gesamtversuchs „Streitländer“ ergibt sich, dass die Verbindung von bestem Trendmodell mit Autokorrelationsstruktur den anderen Ansätzen auf Grund des geringsten AICC voransteht (Tab. 39). Alle Ansätze führen im Ergebnis des F-Tests zu signifikanten Ertragsdifferenzen. Die Standardfehler sind in Verbindung mit räumlichen Modellen deutlich höher.

Tab. 39: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregation: Block-Kriging; Schlag „Streitländer“)

n ges.	n einh.	n var.	Modell	AICC (ML)	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
					(dt ha ⁻¹)			
1416	712	704	Nullmodell	4308,0	61,3	+ 3,6	0,587	< 0,0001
1416	712	704	Trend	3452,3	61,8	+ 2,6	0,437	< 0,0001
1416	712	704	Matérn	949,6	61,2	+ 3,1	1,409	0,0284
1416	712	704	Trend + Matérn	839,3	61,6	+ 2,7	1,146	0,0206

Beim besten Trendmodell erweisen sich außer y^2 alle berücksichtigten Kovariablen als signifikant (Tab. 40, Tab A 78 bis A 82). Bei der Modellkombination scheiden die Regressionsparameter x^2 , y^2 und $x*y$ sowie die Interaktion von EC*y aus. Somit sind einige Trendvariablen durch das räumliche Kovarianzmodell erklärbar (Tab. A 88).

Tab. 40: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Streitländer“)

Kovariable	Koeffizienten Trendmodell	Koeffizienten Trend- + räumliches Modell
x	0,0026	0,0038
x^2	$-1,12 \cdot 10^{-6}$./.
y	- 0,014	./.
y^2	./.	./.
$x*y$	$4,24 \cdot 10^{-6}$./.
EC	0,53	0,32
EC^2	-0,0099	-0,0043
EC x	-0,00006	-0,00001
EC y	0,00044	./.

4.3.7 Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen

(Aggregationsform: Raster)

Bei der Gesamtbetrachtung der Ertragsdaten mit Rasterbezug liegt das beste Trendmodell in Verbindung mit einem isotropen Power-Modell vorne (Tab. 41). Alle Ansätze außer dem besten räumlichen Modell weisen signifikante Ertragsdifferenzen zum Vorteil der variablen N-Düngung aus. Das beste Trendmodell aus den allgemeinen Berechnungen (Tab. A 83 bis A 87) wurde durch manuelle Anpassung weiter optimiert, so dass die Positionsvariable x hier eine weitere signifikante Trendvariable darstellt. Bei der Auswahl der besten Kombination wurde nur das zweitbeste räumliche Modell (powa) in Verbindung mit dem Trendmodell ausgewählt, weil bei der Berechnung der AICC nach ML-Methode der Nugget-Parameter des zuvor besten Modells (N powa) nicht mehr signifikant war (Tab. A 89).

Tab. 41: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregation: Raster; Schlag „Streitländer“)

n gesamt	n einh.	n var.	Modell	AICC (ML)	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
					(dt ha ⁻¹)			
432	216	216	kein	1237,8	61,9	+ 3,8	0,969	0,0001
432	216	216	Trend	983,1	62,5	+ 2,6	0,719	0,0003
432	216	216	powa	913,1	61,6	+ 4,0	2,076	0,0626
432	216	216	Trend + powa	778,8	62,1	+ 3,0	1,434	0,0445

Die große Anzahl signifikanter fester Effekte reduziert sich bei diesem Aggregationsansatz (Tab. 42). Das kann als Effekt der gröberen Datenauflösung gewertet werden. Unter dem Einfluss des Modells mit autokorrelierten Residuen fallen die Kovariablen y und EC*y zusätzlich heraus.

Tab. 42: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Streitländer“)

Kovariable	Koeffizienten Trendmodell	Koeffizienten Trend- + räumliches Modell
x	0,0010	0,00084
x ²	./.	./.
y	-0,0083	./.
y ²	./.	./.
x*y	./.	./.
EC	0,52	0,44
EC ²	- 0,01	- 0,008
EC x	./.	./.
EC y	0,00026	./.

4.4 Auswertung des Versuchsschlages „Nr. 352“ (Kultur: Wintertriticale; Ort: Wittbrietzen; Jahr: 2006)

4.4.1 Bildung von Pseudo-Blocks

Beim Vergleich der Mittelwerte der Winkelverteilungen von 20,1° (einh.; SD = 5,2°) und 22,3° (var.; SD = 4,9°) deutet sich ein Unterschied der experimentellen Ausgangsbedingungen an. Bei Betrachtung der Verteilung relativer Häufigkeitsverteilungen tritt die Mittelwert-Differenz gleich Null insgesamt aber nur einmal auf (Abb. 20). Mit steigender Größe der Differenzen wechseln sich tendenzielle Zunahme und Abnahme der relativen Häufigkeiten bei vergrößerten Pseudoblockflächen ab. In der Klasse 1,1 bis 2 und 3,1 bis 4 nehmen die relativen Häufigkeiten z.B. stark zu. In den Klassen 2,1 bis 3 sowie 4,1 bis 5 nehmen die Häufigkeiten tendenziell ab. Das ergibt kein klares Bild.

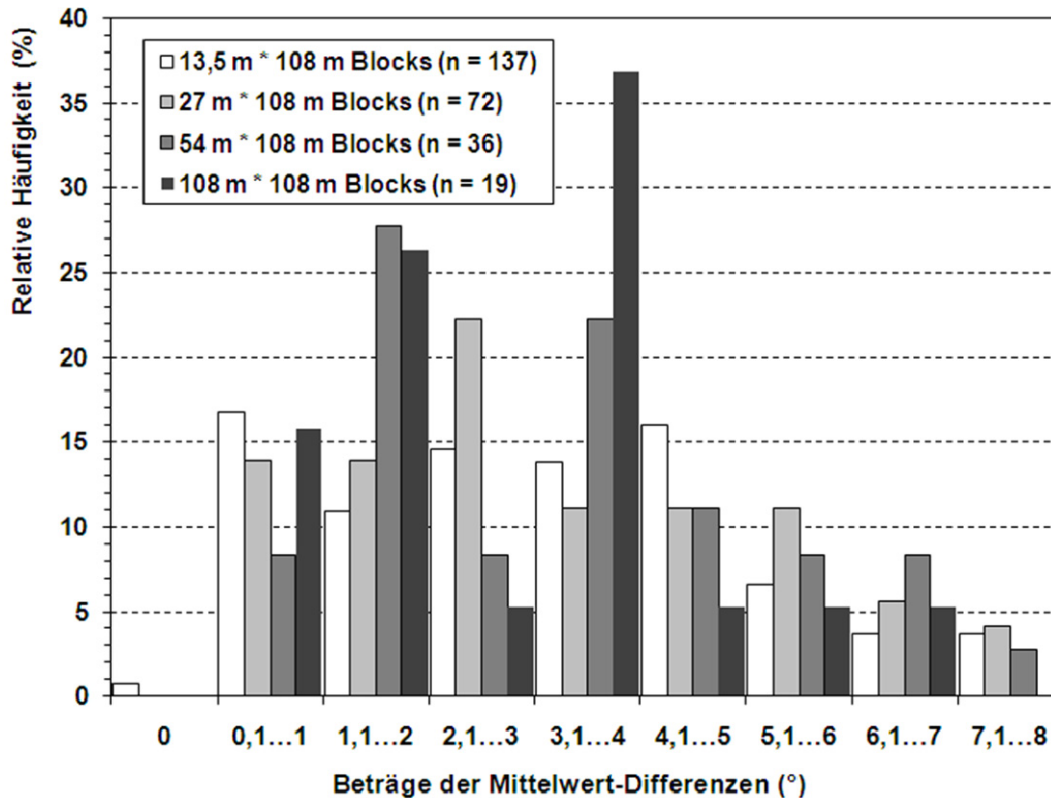


Abb. 20: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Beträge der Mittelwert-Differenzen aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Schlag 352“

Die Quotienten der Standardabweichungen gruppieren sich deutlich im Bereich bis 1 und im Bereich zwischen 1,1 bis 2 (Abb. 21). Eine Häufigkeitszunahme ist in den genannten Gruppen mit Flächenzunahme der Pseudo-Blocks erkennbar. Ab einem Quotienten größer als 2 nehmen die Häufigkeiten bereits stark ab. Die angestrebten Quotienten gleich 1 machen maximal 5 % aus. Das zentrale Ziel, durch Blockbildung einen Ausgleich der experimentellen Voraussetzungen zu schaffen, kann auch bei diesem Schlag unabhängig von der Blockfläche nicht erreicht werden, weil sich sehr selten Differenzen von Null und Quotienten gleich Eins ergeben.

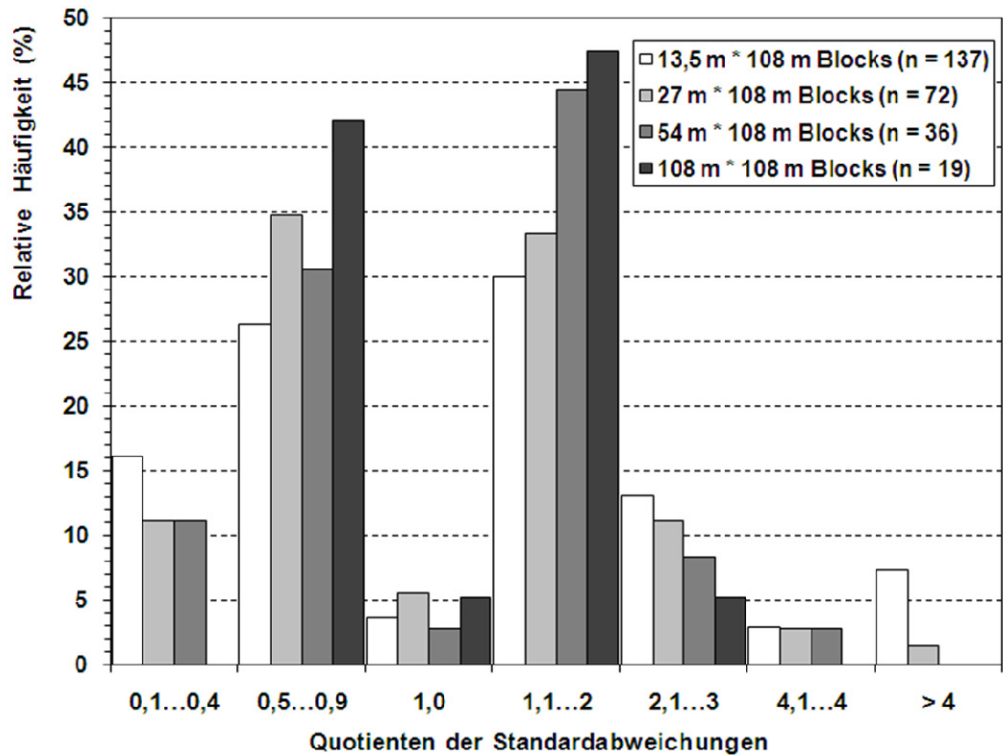


Abb. 21: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Standardabweichungs-Quotienten aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Schlag 352“

4.4.2 Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging)

Bei diesem Auswertungsschritt wurde im Vergleich zu einer Publikation von THÖLE ET AL. (2007b) die Unterteilung der Winkelklassen etwas weiter gefasst (Tab. 43).

Tab. 43: Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging, Schlag „Nr. 352“, einheitliche N-Düngung: 54 kg N ha⁻¹)

Winkel- klasse	Spanne d. Winkel (°)	Spanne d. N- Gabe (var.) (kg N ha ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.
1	≤ 15	14	97	71	26
2	>15...18	>14...22	130	81	49
3	>18...21	>22...30	195	107	88
4	>21...24	>30...38	241	108	133
5	>24...27	>38...46	159	66	93
6	>27...30	>46...54	71	27	44
7	>30	54	33	11	22

Auch hier sind räumliche Modelle in allen Klassen gegenüber den Nullmodellen im Vorteil (Tab. 44). Bis auf wenige Ausnahmen dominiert in den meisten Strata das Matérn-Modell als bestes räumliches Modell. Ebenso brachte die Gewichtung mit Kriging-Varianzen keinen zusätzlichen „Gewinn“ für die Modellanpassungen.

Tab. 44: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Nr. 352“)

Winkel- klasse	Ohne Gewichtung			Mit Gewichtung		
	Bestes räumliches Modell		Null- modell	Bestes räumliches Modell		Null- modell
	Modell	AICC	AICC	Modell	AICC	AICC
1	Matérn	151,2	269,5	lin	160,5	267,0
2	Matérn	183,5	348,7	pow	214,5	360,1
3	Matérn	242,8	460,7	Matérn	274,3	484,9
4	Matérn	188,1	566,4	Matérn	242,0	588,5
5	Matérn	154,9	358,1	Matérn	176,0	388,1
6	sph	92,1	173,0	sphga	109,5	189,0
7	gau	30,9	57,4	sph	30,9	57,0

Mit der Zunahme der oberirdischen Biomasse zeigt sich bei diesem Versuch keine so eindeutige Zunahme der mittleren Kornerträge wie bei anderen Versuchsauswertungen (Tab. 45). Auch ist die Ertragsspanne von 51,4 bis 59,5 dt ha⁻¹ im Vergleich zu den anderen Versuchen verhältnismäßig gering. Bei allen räumlichen Modellen besteht kein signifikanter Unterschied im mittleren Kornertrag der Düngungsvarianten. Das entspricht den Aussagen der zuvor erwähnten Publikation (THÖLE ET AL. 2007b). Die Standardfehler der Differenzen liegen unter Annahme autokorrelierter Residuen außer in Klasse 6 über den Standardfehlern der Nullmodelle. In der höchsten Winkelklasse (Nr. 7) ist eine größere Ertragsdifferenz auffällig.

Tab. 45: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Nr. 352“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	51,5	+ 0,8	2,178	0,7071	51,4	+ 2,4	2,526	0,3383
2	52,7	- 0,8	1,642	0,6328	52,5	0	1,605	0,9749
3	52,7	- 0,7	1,116	0,5215	52,9	+ 0,8	1,237	0,5052
4	53,0	+ 0,5	1,000	0,5953	54,5	+ 0,2	1,013	0,8655
5	54,3	+ 2,5	1,177	0,0380	54,3	+ 1,1	1,302	0,4134
6	59,5	+ 0,8	1,939	0,6757	54,4	+ 2,7	1,676	0,1066
7	60,4	+ 4,5	1,993	0,0298	59,5	+ 5,2	2,896	0,0880

4.4.3 Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Block-Kriging)

Bei der Stratifizierung der Ertragswerte in 6 Klassen lag der Algorithmus der teilflächenspezifischen N-Düngung zu Grunde (Tab. 46).

Tab. 46: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Block-Kriging, Schlag „Nr. 352“, einheitliche N-Düngung: 54 kg N ha⁻¹)

Winkel- klasse	Spanne der Winkel (°)	Spanne d. N-Gabe (var.) (kg N ha ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.
1	≤ 15,0	14	97	71	26
2	>15,0...18,6	>14...24	166	100	66
3	>18,6...22,5	>24...34	285	148	137
4	>22,5...26,2	>34...44	249	107	142
5	>26,2...30,0	>44...54	96	34	62
6	>30,0	54	33	11	22

In den Klassen 1 bis 5 waren räumliche Modelle ohne Gewichtung durch Kriging-Varianzen im Vorteil (Tab. 47). In Klasse 6 hingegen schnitt ein Gauss-Modell mit Gewichtung am besten ab. Somit wird der daraus resultierende Mittelwertvergleich als maßgeblich betrachtet. Ohne Gewichtung überwiegen Matérn Modelle und mit Gewichtung resultieren verschiedene räumliche Modelle aus den Berechnungen.

Tab. 47: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung:Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Nr. 352“)

Winkel- klasse	Ohne Gewichtung			Mit Gewichtung		
	Bestes räumliches Modell		Null- modell	Bestes räumliches Modell		Null- modell
	Modell	AICC	AICC	Modell	AICC	AICC
1	Matérn	151,2	269,5	lin	160,5	267,0
2	Matérn	216,0	451,3	Matérn	250,2	462,9
3	expa	231,7	646,5	expa	316,5	687,3
4	Matérn	153,0	565,4	expga	232,8	605,6
5	Matérn	95,0	231,4	sph	132,2	249,7
6	gau	30,9	57,4	gau	28,0	57,0

Bis auf Klasse 6 (mit Gewichtung) bestehen keine signifikanten Ertragsdifferenzen zwischen den Düngungsverfahren (Tab. 48). Vereinzelte signifikante Unterschiede in den höchsten Winkelklassen konnten schon zuvor festgestellt werden. Die Tendenz von Düngermengenreduktionen bei der variablen Ausbringung in Verbindung mit nicht signifikanten Ertragsdifferenzen erscheint in allen bisher dargestellten Ertragsvergleichen mehr oder weniger deutlich. Der signifikante Unterschied in Klasse 6 beruht keinesfalls auf dem Düngungsverfahren, da die verabreichten Düngermengen gleich waren (Tab. 49). Eventuell ermöglicht die Klassenbildung besonders in den oberen Bestandsbereichen keine ausreichende Kontrolle der Variabilität mehr.

Tab. 48: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Nr. 352“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	51,5	+ 0,8	2,178	0,7071	51,4	+ 2,4	2,526	0,3383
2	52,1	- 0,7	1,470	0,6252	52,5	0	1,481	0,9934
3	53,0	- 0,3	0,880	0,7042	53,6	0	1,419	0,9965
4	53,3	+ 1,7	1,714	0,0725	54,1	+ 0,9	1,172	0,4298
5	59,4	+ 0,4	1,679	0,7995	55,3	+ 1,7	1,841	0,3599
6	60,4	+ 4,5	1,993	0,0298	59,5	+ 5,2	2,896	0,0880

Tab. 49: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Nr. 352“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	53,9	- 1,2	1,981		51,8	+ 1,9	1,871	0,1419
2	53,4	- 0,7	1,406	0,6042	54,2	+ 0,9	1,335	0,5120
3	54,6	- 1,5	1,452	0,1024	52,9	+0,4	1,251	0,7221
4	54,5	+ 0,6	1,011	0,5224	57,7	- 0,8	1,360	0,5411
5	62,7	- 2,7	1,850	0,1440	61,8	-0,4	1,617	0,7971
6	60,7	+ 4,7	2,250	0,0464	58,1	+ 7,8	2,899	0,0120

4.4.4 Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Raster)

In der Klasse 6 kann man auf Grund geringer Anzahl von Werten keine räumlichen Modellanpassungen vornehmen (Tab. 50). Somit wird das Nullmodell akzeptiert. In den anderen Klassen 1 bis 5 liegen verschiedene räumliche Modelle bei Bewertung des AICC vor den Nullmodellen.

Tab. 50: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum (Aggregationsform: Raster; Schlag „352“; einheitliche N-Düngung: 54 kg N ha⁻¹)

WK	Spanne d. Winkel (°)	Spanne d. N-Gabe (var.) (kg N ha ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.	Bestes räumliches Modell		Null- modell
						Modell	AICC	AICC
1	≤ 15,0	14	19	16	3	pow	48,7	52,4
2	>15,0...18,6	>14...24	47	30	17	sphga	98,4	129,8
3	>18,6...22,5	>24...34	102	49	53	pow	165,3	216,5
4	>22,5...26,2	>34...44	73	29	44	sphga	113,3	183,3
5	>26,2...30,0	>44...54	21	5	16	sph	39,8	45,9
6	>30,0	54	7	3	4	./.	./.	10,5

Die P-Werte weisen wiederum nicht signifikante Ertragsdifferenzen aus (Tab. 51). Ein größerer hier nicht signifikanter Ertragsunterschied kann wiederum in Klasse 6

beobachtet werden. Die Standardfehler der Differenzen sind an dieser Stelle bei allen räumlichen Modellen geringer als bei den Nullmodellen.

Tab. 51: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster; Schlag „Nr. 352“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	50,3	+ 0,7	5,931	0,8947	49,7	+ 3,5	4,680	0,4702
2	53,2	-3,3	2,832	0,2501	51,7	+ 1,8	1,625	0,2855
3	53,3	+ 0,4	1,348	0,7552	53,7	+ 0,4	1,049	0,6976
4	53,8	+ 1,5	1,973	0,4302	51,2	+ 1,8	1,516	0,2426
5	64,2	- 4,8	3,483	0,1829	60,3	- 1,1	2,358	0,6510
6	59,9	+ 6,0	2,939	0,0985	./.	./.	./.	./.

4.4.5 Beziehungen zwischen Bodenheterogenität und Erträgen bzw.

Pflanzenbestand

In dem folgenden Streudiagramm, in dem die Kornerträge gegen die EC25-Werte aufgetragen sind, ergäbe sich bei der Regression mit einem Polynom zweiten Grades ein Bestimmtheitsmaß von 0,3324 (einheitlich) bzw. von 0,3532 (variabel) (Abb. 22). Vergleichbare Beziehungen lägen bei den Rasterdaten vor (einheitlich: $R^2 = 0,3123$; teilflächenspezifisch: $R^2 = 0,3621$). Auch bei diesem Versuch erscheint die Trendanalyse mit EC25-Werten als Regressionsparameter gerechtfertigt.

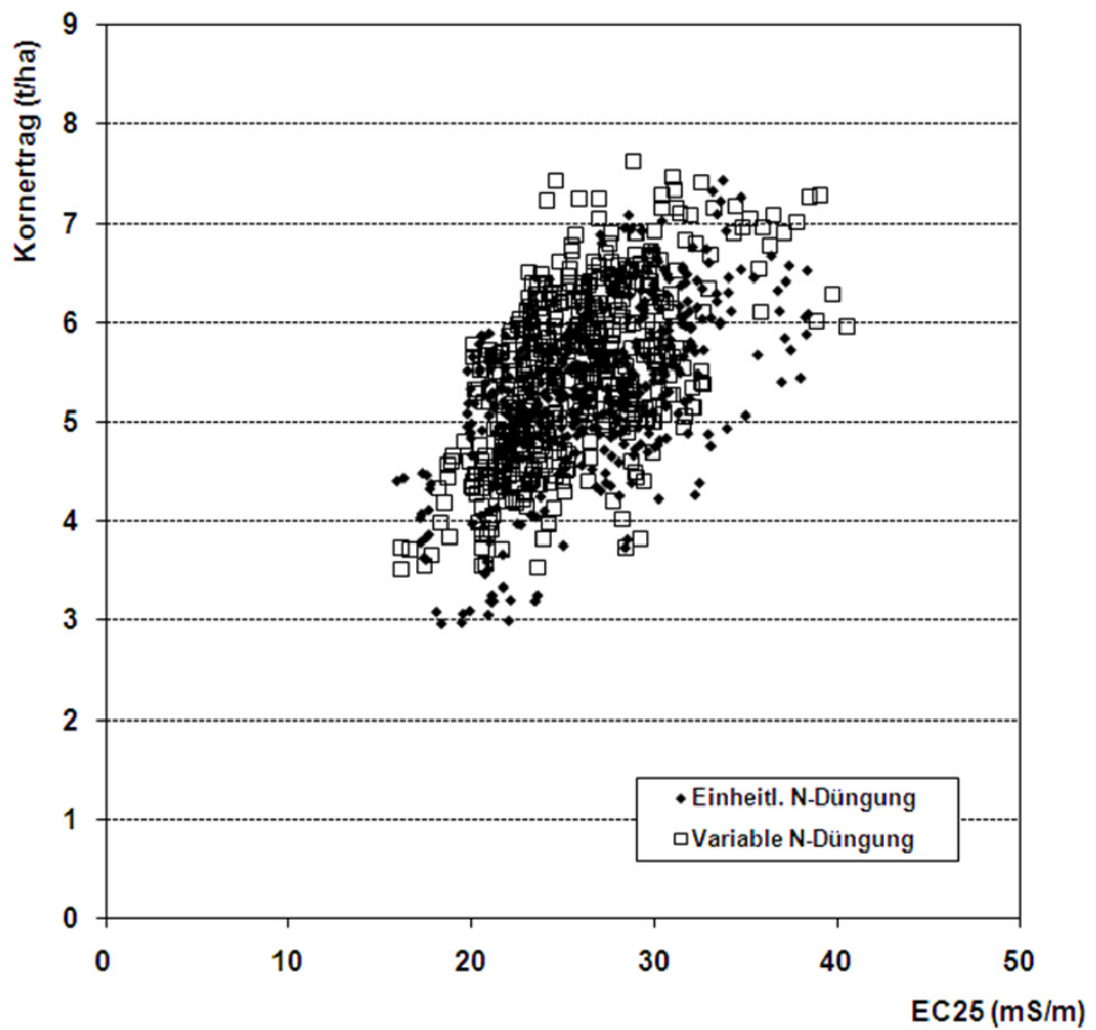


Abb. 22: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Block-Kriging)

Die Beziehung zwischen EC25-Werten und Pendelwinkeln der variablen Düngung (Block-Kriging-Ansatz) lässt keinen Zusammenhang erkennen, so dass auch hier angenommen wird, dass die beiden Variablen nicht kollinear sind (Abb. 23).

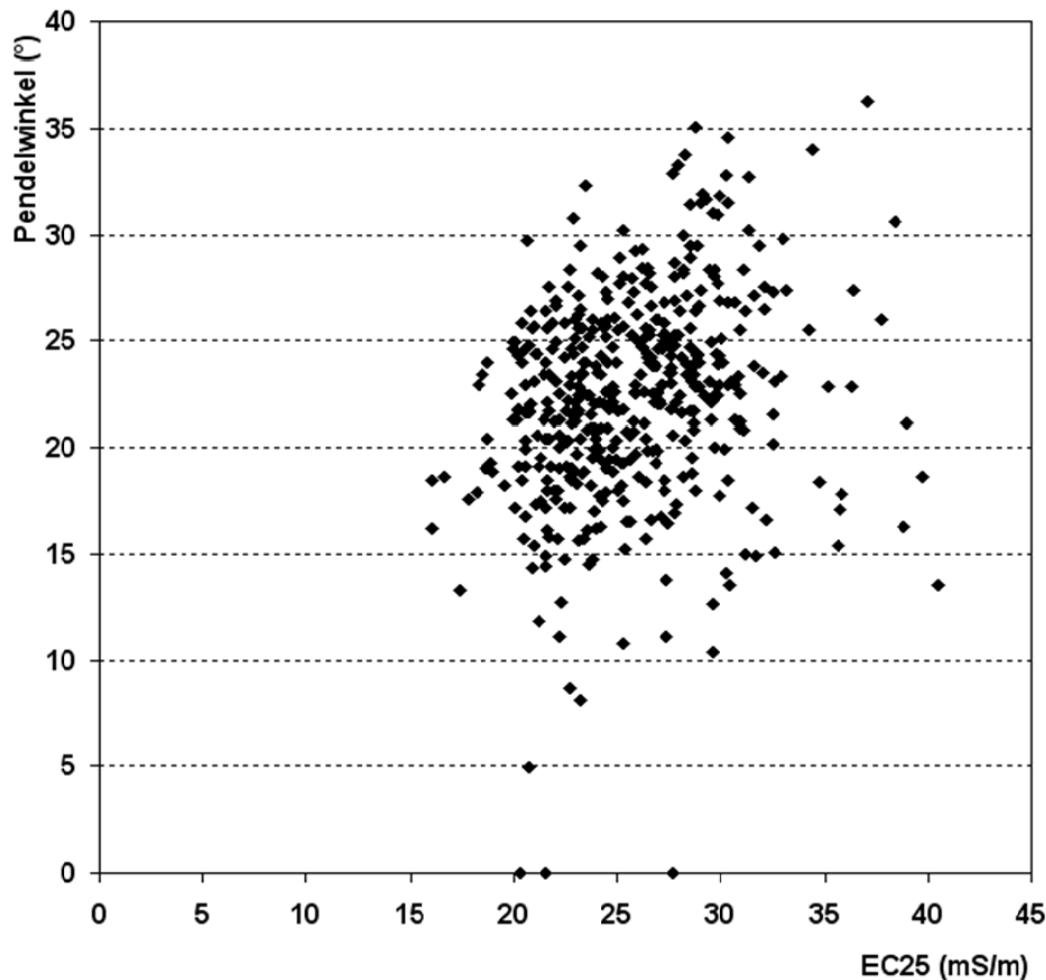


Abb. 23: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenbestand der variablen N-Düngung (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Block-Kriging)

4.4.6 Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen (Aggregationsform: Block-Kriging)

Bei Betrachtung des Gesamtversuches empfehlen die F-Tests der klassischen Varianzanalyse und des besten Trendmodells, die Nullhypothese zu verwerfen (Tab. 52). Gegenüber dem Nullmodell bringt die Berücksichtigung von Trend-Variablen bereits eine Verbesserung des statistischen Modells. Jedoch die Anpassung des besten räumlichen Modells sowie die Kombination aus räumlichen Modell und Trend führen zu deutlichen Verbesserungen. Das beste Modell besteht aus der Zusammenführung von Trend- und Matérn-Modell. Gemäß F-Test besteht kein signifikanter Unterschied zwischen den Düngungsverfahren, woraus geschlossen werden kann, dass die Düngereinsparung nicht zu Ertragseinbußen geführt hat.

Tab. 52: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Nr. 352“)

n ges.	n einh.	n var.	Modell	AICC (ML)	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
					(dt ha ⁻¹)			
926	471	455	Nullmodell	2320,4	53,4	+1,5	0,555	0,0082
926	471	455	Trend	1637,1	53,1	+2,0	0,383	<0,0001
926	471	455	Matérn	-299,3	53,0	+1,1	1,059	0,3154
926	471	455	Trend+ Matérn	-362,5	53,3	+1,6	0,820	0,0552

Beim Trendmodell wurden deutlich mehr signifikante Kovariablen als bei der Kombination aus Trend und räumlichen Modell festgestellt (Tab. 53, Tab. A 111 bis A 115). Die Variablen x^2 , die Interaktionen von $x*y$ und $EC*y$ verloren als Trendvariablen ihre Bedeutung (Tab A 121).

Tab. 53: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Schlag Nr. 352“)

Kovariable	Koeffizienten Trendmodell	Koeffizienten Trend- + räumliches Modell
x	0,002	0,0034
x^2	$-1,35 * 10^{-6}$./.
y	./.	./.
y^2	./.	./.
$x*y$	$7,07 * 10^{-6}$./.
EC	0,25	0,25
EC^2	-0,0025	-0,0034
EC x	./.	./.
EC y	0,00018	./.

4.4.7 Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen

(Aggregationsform: Raster)

Die Anwendung des alternativen Aggregationsansatzes bringt gegenüber dem Kriging-Ansatz vergleichbare Ergebnisse (Tab. 54). Die Kombination von Trendmodell und räumlichem Modell schneidet ebenfalls am besten ab, wobei kein signifikanter Unterschied zwischen den Düngungsvarianten festzustellen ist.

In ähnlicher Weise verschwindet die Signifikanz der Interaktionen von $x*y$ bzw. $EC*y$, wenn das beste Trendmodell mit der Annahme autokorrelierter Residuen verbunden wird (Tab. 55, Tab. A 122).

Tab. 54: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Nr. 352“)

n gesamt	n einh.	n var.	Modell	AICC (ML)	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
					(dt ha ⁻¹)			
269	132	137	kein	661,9	53,6	+ 1,1	0,999	0,2549
269	132	137	Trend	466,0	53,2	+ 1,8	0,683	0,0103
269	132	137	sphga	395,8	52,1	+ 1,2	1,177	0,3261
269	132	137	Trend + powa	375,2	53,5	+ 1,4	1,164	0,2221

Tab. 55: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Nr. 352“)

Kovariable	Koeffizienten Trendmodell	Koeffizienten Trend- + räumliches Modell
x	0,0024	0,0035
x ²	-1,64*10 ⁻⁶	-2,66*10 ⁻⁶
y	./.	./.
y ²	./.	./.
x*y	6,83*10 ⁻⁶	./.
EC	0,109	0,066
EC ²	./.	./.
EC x	./.	./.
EC y	0,00017	./.

4.5 Auswertung des Versuchsschlages „Dobbrikower Straße rechts“ (Kultur: Wintergerste; Ort: Wittbrietzen; Jahr: 2007)

Beim Schlag „Dobbrikower Straße rechts“ in Wittbrietzen wurde nicht das Crop-Meter zur variablen Düngerapplikation eingesetzt. Stattdessen beruhte die variable Düngung auf einer Applikationskarte, deren Grundlage die Messung der Biomassevariabilität im Juni 2005 bildete. Da keine direkt pflanzenmasseabhängige Düngung erfolgte, wurde keine Klassifizierung nach Winkeln vorgenommen. Auf Grund der vorherigen Versuche zeigte sich, dass die Variabilität der Bodenqualität, repräsentiert durch EC25, in drei von vier Versuchen einen mehr oder weniger starken Einfluss auf die Kornerträge ausübte. Daher wurde bei diesem Schlag beispielhaft eine Stratifikation der Erträge auf Basis der EC25-Werte betrachtet.

4.5.1 Beziehungen zwischen Bodenheterogenität und Erträgen (Aggregationsform: Block-Kriging)

Im Streudiagramm von EC-Werten und Erträgen bestünde mit einem Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 0,6098$ (einheitlich) bzw. $0,7247$ (variabel) (Polynom 2. Grades) ein vergleichsweise enger Bezug zwischen den Variablen (Abb. 24). Gleichfalls liefern die Regressionen gerasterter Daten ähnlich gute Zusammenhänge (einheitlich: $R^2 = 0,5676$; teilflächenspezifisch: $R^2 = 0,6806$).

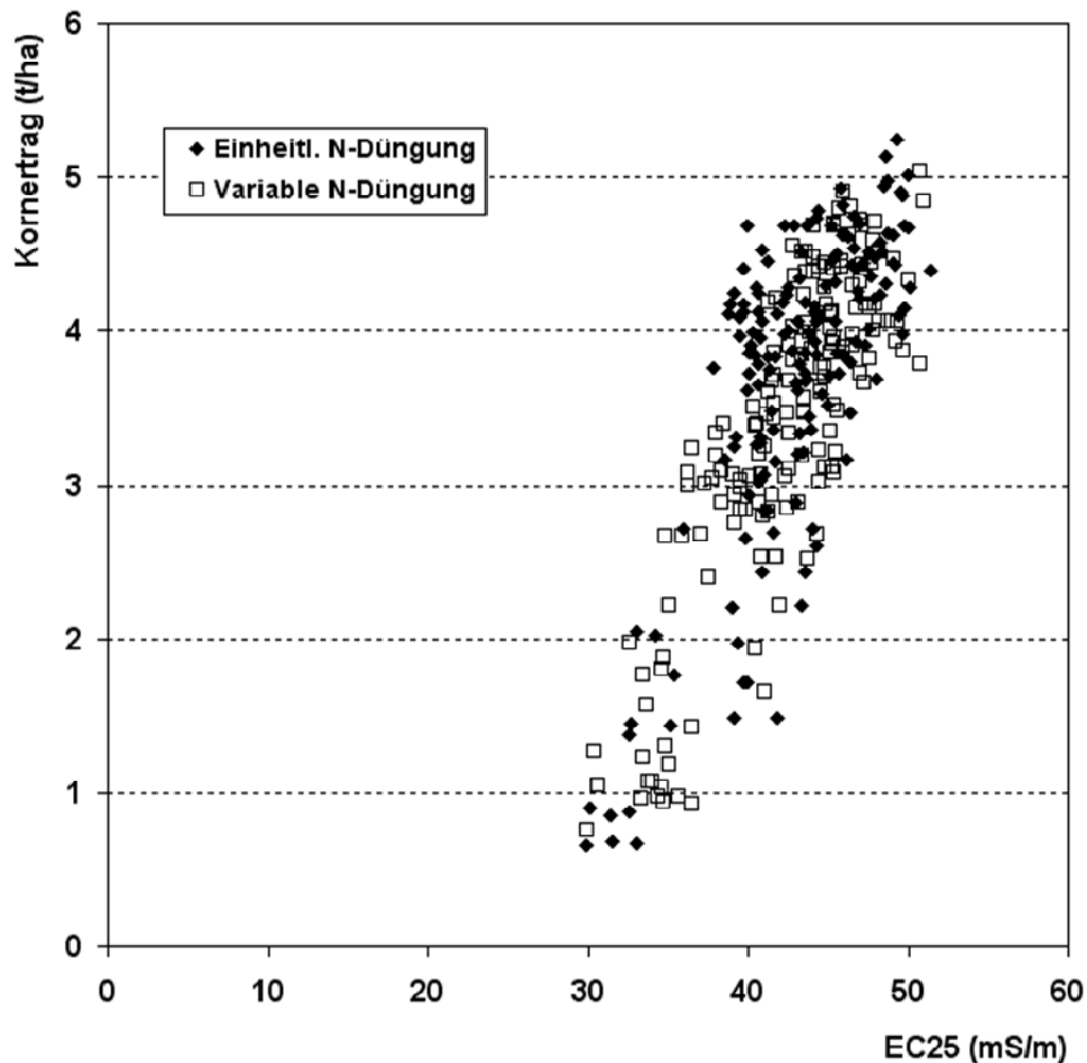


Abb. 24: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Block-Kriging)

4.5.2 Schichtung der Erträge nach Bodenheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging)

Auf Basis der Beziehungen zwischen EC25-Werten und Erträgen wurde eine Stratifizierung der mit Block-Kriging interpolierten Ertragsmesswerte als sinnvoll erachtet (Tab. 56). Allerdings fehlt hier der direkte Bezug der kartenbasierten N-Düngung zu den Klassen. Es soll gezeigt werden, ob die Erträge unabhängig von der Höhe der N-Düngung in unterschiedlichen Stufen der Bodenqualität generell auf das Düngungsverfahren reagiert haben.

Tab. 56: Schichtung der Erträge nach Bodenheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)

EC-Klasse	Spanne der EC25-Werte (mS m ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.
1	≤ 35	27	10	17
2	>35...40	45	20	25
3	>40...45	145	78	67
4	>45...50	101	52	49
5	>50	8	4	4

Analog zu den Pendelwinkel-Strata werden pro Stratum räumliche Modelle mit einem Nullmodell verglichen. In der ersten EC-Klasse schneidet ein sphärisch isotropes Modell und in der zweiten Klasse ein sphärisch anisotropes Modell am besten ab (beide mit Gewichtung der Kriging-Varianzen) (Tab. 57). In den Klassen 3 und 4 können räumliche Modelle ohne Gewichtung am besten überzeugen. In Klasse 5 kann wiederholt auf Grund geringer Anzahl von Werten allein das Modell auf Basis der klassischen Varianzanalyse angewendet werden. Das Nullmodell der Klasse 5 ohne Gewichtung hat einen leichten Vorteil gegenüber dem Vergleichsmodell mit Gewichtung.

Tab. 57: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung: Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)

EC-Klasse	Ohne Gewichtung			Mit Gewichtung		
	Bestes räumliches Modell		Nullmodell	Bestes räumliches Modell		Nullmodell
	Modell	AICC	AICC	Modell	AICC	AICC
1	./.	./.	45,0	sph	33,9	52,4
2	sph	35,8	120,2	sphga	34,9	104,5
3	powa	62,3	304,6	sphga	122,4	286,5
4	sphga	30,7	132,7	powa	94,9	173,9
5	./.	./.	13,4	./.	./.	13,9

Beim Ertragsvergleich lassen sich auf Grundlage der jeweils besten Modelle keine signifikanten Differenzen feststellen (Tab. 58 und 59). Bei dem relativ niedrigen Ertragsniveau findet von Klasse 1 bis 5 ein vergleichsweise steiler Anstieg der Erträge statt, wie schon zuvor beobachtet wurde. Zur besseren Übersicht sind die maßgeblichen Zeilen in den Tabellen fett gekennzeichnet. Auch an dieser Stelle bestätigt sich, dass die

EC-Messung als Parameter zur Beschreibung der Bodenqualität geeignet ist. Damit hätte vermutlich auch eine kartenbasierte N-Düngung auf Grundlage der EC-Werte stattfinden können.

Tab. 58: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)

EC-Kl.	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	11,5	+ 2,2	2,051	0,3010	./.	./.	./.	./.
2	31,3	- 4,9	2,666	0,0727	25,0	- 4,0	1,526	0,0109
3	37,0	- 1,6	1,127	0,1468	33,2	- 0,7	4,460	0,8857
4	43,5	- 2,2	0,896	0,0173	41,9	- 1,7	2,294	0,4694
5	45,9	- 0,9	3,242	0,7850	./.	./.	./.	./.

Tab. 59: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)

EC-Kl.	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	11,6	+ 3,6	2,415	0,1508	22,0	- 2,3	3,653	0,5419
2	33,4	- 4,4	2,255	0,0571	34,9	- 2,6	1,895	0,1889
3	37,7	- 3,3	0,096	0,0008	38,5	- 4,2	1,878	0,0333
4	43,4	- 3,3	0,097	0,0010	47,8	- 8,0	2,635	0,0075
5	45,9	0	3,451	0,9967	./.	./.	./.	./.

4.5.3 Schichtung der Erträge nach Bodenheterogenität (Aggregationsform: Raster)

Beim Aggregationsverfahren mit Rasterbezug kann in Klasse 1 auf Grund einer geringen Datenverfügbarkeit nur das Nullmodell angepasst werden (Tab. 60). In den Klassen 2 bis 4 erfahren sphärisch geometrisch anisotrope Modelle eine wesentlich bessere Anpassung an die Struktur der Ertragsdaten als die Nullmodelle.

Tab. 60: Schichtung der Erträge nach Bodenheterogenität und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum (Aggregationsform: Raster; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)

EC-Klasse	Spanne der EC25-Werte (mS m ⁻¹)	n gesamt	n einh.	n var.	Bestes räumliches Modell		Nullmodell AICC
					AICC	Modell	
1	≤35	20	7	13	./.	./.	39,7
2	>35...40	39	19	20	sphga	50,8	98,0
3	>40...45	100	52	48	sphga	120,6	231,2
4	>45	83	45	38	sphga	98,6	131,8

Bei Betrachtung der Ertragsmittel weisen die P-Werte keine signifikanten Unterschiede aus (Tab. 61). Auch kann hier mit steigendem EC-Wert eine Zunahme der Mittelwerte beobachtet werden.

Tab. 61: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bodenheterogenität; Aggregationsform: Raster; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)

EC-Kl.	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	10,7	+2,1	2,835	0,4582	./.	./.	./.	./.
2	32,0	-3,9	2,615	0,1446	26,8	-3,0	1,451	0,0569
3	36,4	-0,8	1,498	0,6045	31,3	-0,3	1,718	0,8784
4	43,4	-1,6	1,134	0,1680	37,3	+0,9	1,809	0,6136

4.5.4 Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen

(Aggregationsform: Block-Kriging)

Bei Betrachtung des Gesamtversuches „Dobbrikower Straße rechts“ zeigt der P-Wert des F-Testes beim Nullmodell und beim besten Trendmodell einen signifikanten Ertragsunterschied zwischen den Düngungsverfahren an (Tab. 62). Die anisotrope exponentielle Kovarianzstruktur (das beste räumliche Modell) sowie die Verbindung von Trendmodell und Kovarianzstruktur (das insgesamt beste Modell) lieferten hingegen einen nicht signifikanten Unterschied.

Tab. 62: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)

n gesamt	n einh.	n var.	Modell	AICC (ML)	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test Prüfglied
					(dt ha ⁻¹)			
326	164	162	Nullmodell	945,4	37,0	- 3,3	1,132	0,0040
326	164	162	Trend	382,7	36,1	- 1,5	0,531	0,0054
326	164	162	expa	79,8	34,5	- 2,0	2,188	0,3622
326	164	162	Trend + powa	22,9	35,9	-0,9	1,750	0,5934

Als bestes Trendmodell ergibt sich die Kombination aller Kovariablen (Tab. 63, Tab. A 135 bis A 139). Bei Hinzunahme autokorrelierter Residuen verschwinden einige positionsabhängige Variable (Tab. A 145). Die Trendfunktion wird dadurch auf wenige Größen reduziert. Dieser Effekt räumlicher Kovarianzstrukturen konnte bereits zuvor bei den anderen Versuchen festgestellt werden. LEGENDRE (1993) bezeichnet diesen Effekt auch als „falsche Gradienten“.

Tab. 63: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)

Kovariablen	Koeffizienten Trendmodell	Koeffizienten Trend- u. räumliches Modell
x	0,014	0,006
x ²	-8,31*10 ⁻⁶	-8,38*10 ⁻⁶
y	0,031	./.
y ²	-0,00005	./.
x*y	0,000012	0,000018
EC	1,23	0,33
EC ²	-0,011	./.
EC x	-0,00017	./.
EC y	-0,00067	./.

4.5.5 Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen

(Aggregationsform: Raster)

Bei dieser Form der DatenAggregation ergibt sich die gleiche Rangfolge der Modellanpassungsqualität, wobei die Kombination aus Trendmodell und sphärischer Kovarianzstruktur mit Nugget-Effekt auf Grund AICC den Ton angibt (Tab. 64). Null- und reines Trendmodell verweisen auf signifikante Unterschiede, das beste räumliche Modell sowie die Kombination auf nicht signifikante Differenzen.

Tab. 64: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)

n gesamt	n einh.	n var.	Modell	AICC (ML)	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./ einh.)	SED	P-Wert F-Test Prüfglied
						(dt ha ⁻¹)		
242	123	119	Nullmodell	718,6	36,8	- 0,3	1,356	0,0296
242	123	119	Trend	427,4	36,2	- 1,7	0,815	0,0363
242	123	119	sphga	292,1	29,4	- 0,3	1,070	0,7849
242	123	119	Trend + N sphga	250,8	32,6	- 0,8	0,952	0,4365

Auch hier werden für das Trendmodell allein die Positionsvariablen y bzw. x*y sowie signifikante Wechselwirkungen für EC*x und EC*y als einflussreich ausgewiesen (Tab. 65). Durch das Weglassen von EC² als nicht signifikante Trendvariable konnte eine weitere kleine Modellverbesserung erzielt werden (Tab. A 143). Besonders ungewöhnlich, wenn nicht gar unsinnig, sind die geschätzten Koeffizienten für die Kovariable „EC“. Daher werden die Trendmodelle verworfen, und das beste räumliche Modell wird als maßgebend behandelt.

Tab. 65: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)

Kovariable	Koeffizienten Trendmodell	Koeffizienten Trend- u. räumliches Modell
x	./.	./.
x ²	./.	./.
y	0,0012	./.
y ²	./.	./.
x*y	4,88*10 ⁻⁹	./.
EC	7495	2781
EC ²	./.	./.
EC x	-0,00066	./.
EC y	-0,00077	-0,00027

ERGEBNISSE IM ANHANG

Der Anhang enthält Übersichtstabellen mit Angaben zur Signifikanz von Kovarianzparametern und dem Vergleich der räumlichen Modelle mit dem Nullmodell im Likelihood-Ratio-Test sowie modellspezifisch die AICC-Werte. Vereinfacht wird bei Signifikanz aller Kovarianzparameter „ja“ angegeben. Sobald ein Parameter nicht signifikant war, wurde „0“ angegeben und das Modell verworfen.

Stets wurden räumliche Modelle mit und ohne Nugget-Varianz als Kovarianz-Parameter berechnet. In einer überwiegenden Anzahl von Fällen wurden nicht signifikante Nugget-Varianzen geschätzt, so dass sich die Modelle um einen Parameter reduzierten. In wenigen Fällen führte die Berücksichtigung einer Nugget-Varianz zu einer Verbesserung der Modellanpassung. Daher werden im Anhang zur Erhöhung der Übersichtlichkeit Nugget-Modelle in ihrer Gesamtheit (23 Modelle) nur angegeben, wenn diese in ihrer Anpassung die Kovarianz-Strukturen ohne Nugget-Varianz übertrafen. Ansonsten wurden in den Übersichtstabellen im Anhang lediglich Modelle ohne Nugget-Varianz aufgeführt (12 Modelle).

Für die jeweils beste Anpassung von räumlichen Modellen sind die Schätzwerte der Kovarianz-Parameter im Anhang zusammengestellt. In gleicher Weise wurden Mittelwertvergleiche für Nullmodelle und die besten räumlichen Modelle mit Gewichtung durch Kriging-Varianzen ebenso im Anhang aufgeführt.

5 Diskussion

5.1 Bewertung der Pseudoblock-Bildung

Zur Beurteilung der *ex post* (nachträgliche) Pseudoblock-Bildung wird eine Gesamtbewertung abgegeben: Der Idealzustand homogener Versuchsbedingungen in den Pseudo-Blocks hätte bei Mittelwert-Differenzen der Pendelwinkel gleich Null und Quotienten der Standardabweichungen von Eins vorgelegen. Bei allen betrachteten Versuchsschlägen trat dieser Zustand nur in einzelnen Blocks auf. Vereinzelt bzw. bei einem geringen Anteil der Pseudo-Blocks traten Differenzen von Null oder Quotienten von Eins auf. Auf dieses Ergebnis hatte die Vergrößerung der Pseudo-Blockflächen einen sehr geringen Einfluss. Mit Blockflächenzunahme konnte allenfalls tendenziell eine Zunahme der Häufigkeiten im Bereich geringerer Mittelwert-Differenzen mit gleichzeitiger Abnahme größerer Differenzen beobachtet werden. Ebenso tendierten die Quotienten größer werdender Blocks häufig stärker gegen Eins. Ein zu erwartender deutlicher Glättungseffekt blieb jedoch durch die Vergrößerung der Blockflächen aus. Somit war die an Parzellenversuchen orientierte Heterogenitätskontrolle durch Blockbildung auf Grundlage der gemessenen Pendelwinkel bzw. der indirekten Pflanzenmasse im besonderen Fall dieser Versuchsschläge keine geeignete Methode.

Als Konsequenz soll daraus jedoch nicht abgeleitet werden, dass das Prinzip der Blockbildung für On-Farm-Versuche allgemein nicht in Frage kommt. Im Einzelfall sollte die Anwendbarkeit der Blockbildung als eine mögliche Methode zur Stratifikation überprüft werden. Schließlich kommt es darauf an, auf welche Weise die Beschaffenheit einer Versuchsfläche geprüft wird. In den beschriebenen Versuchen war die Heterogenität der Pflanzenbestände zur Anwendung des Crop-Meters im Gegensatz zur klassischen Denkweise bewusst gewählt, so dass der ausbleibende Erfolg dieser Poststratifikation (nachträgliche Stratifikation) sicherlich auch darauf zurückzuführen ist, dass die Blockflächen bzw. Versuchseinheiten ohne Rücksicht auf die Schlagvariabilität willkürlich festgelegt wurden und in Anlehnung an Parzellenversuchsdesigns identische Größen hatten. WILLERS ET AL. (2008) gehen bei ihrem Versuchsdesign anders vor, indem sie die Größe der experimentellen Einheiten an ein Variabilitätskriterium innerhalb des Versuchsdesigns flexibel angepasst wurde.

Eine *ex ante* Überprüfung der Versuchsbedingungen ist grundsätzlich erforderlich. Im Parzellenversuch wird für die Größenfestlegung der Parzellen auf Erfahrungswerte aus Jahrzehnten der Forschungsarbeit zurückgegriffen. Die Homogenitätsbeurteilung eines Pflanzenbestandes in der Parzelle lässt sich auf Grund ihres abgegrenzten Flächenumfangs visuell noch relativ gut einschätzen. Für eine Blockbildung oder andere Stratifizierungsmethoden im On-Farm-Versuch oder konkreter im Streifenversuch werden messbare Heterogenitätskriterien benötigt, weil Flächen und Bestände visuell nicht mehr erfassbar sind. Dafür liegen bisher wenige und nicht verallgemeinerbare Erfahrungswerte vor.

Im Rahmen von Precision Farming existieren bereits verschiedene Informationsquellen, die als Basis zur Ableitung von Heterogenitätskriterien in Frage kommen können. Neben den Pendelwinkeln des Crop-Meters stehen bisher aber nur verhältnismäßig wenige Größen zur Verfügung, die mit geringem Zeit- und Kostenaufwand und gleichzeitig dichter räumlicher Auflösung gemessen werden können. Mit entsprechender Verbreitung wären hier Sensormessungen mit dem YARA N-Sensor oder dem EM38 zu erwähnen. Allerdings handelt es sich ebenfalls um indirekte Größen. Von der Größe der Pendelwinkel kann man nicht direkt auf die oberirdische Pflanzenmasse eines Getreidebestandes schließen oder von der scheinbaren elektrischen Leitfähigkeit nicht auf den Tongehalt eines Bodens. Damit kann man Variabilität lediglich schlagspezifisch einschätzen. Vergleiche zwischen Schlägen sind nicht möglich, da Pendelwinkel und Leitfähigkeit relative Größen sind. Auch Ertragsmessungen aus Vorjahren kämen als Kriterium in Frage, sofern eine Fläche räumlich und zeitlich stabile Ertragsmuster aufweist, was aber auf Grund von jährlich differenzierten Witterungsverläufen im variablen Zusammenwirken mit den Bodenverhältnissen nur für Ausnahmeflächen zutrifft. Ebenso sind Höhenmessungen oder sekundäre aus der Höhe abgeleitete Merkmale (digitale Geländemodelle) auf Basis von Autotrackingssysteme mit RTK-GPS denkbar, denn Parallelfahreinrichtungen erfahren derzeit unabhängig von der genannten Nebenanwendung in der Praxis eine stärkere Verbreitung. Sofern sich eine Blockbildung auf Basis von Boden- oder Pflanzenbestandsparametern als ungeeignet erweist, können bekannte Heterogenitätsgrößen als Kovariablen in eine Kovarianzanalyse einfließen (siehe unten). Zu bedenken ist auch, ob es sich dabei um vergleichsweise statische Kovariablen handelt, die zeitlich stabile Eigenschaften charakterisieren und damit gut reproduzierbar

sind, wie die Bodenleitfähigkeit oder digitale Geländemodelle, oder eher dynamische Größen, die nur einen Zeitpunkt repräsentieren. Wünschenswert sind wenige Größen, die einen möglichst großen Anteil der Variabilität eines Prüfmerkmals erklären können. Zu beachten ist letztendlich auch, dass beim Fokus auf Kosteneinsparung durch On-Farm-Versuche Kostenvorteile gegenüber Parzellenversuchen (GANDORFER ET AL. 2004a) nicht durch Aufwand der Informationsbeschaffung aufgezehrt werden.

Für den Kartenansatz werden Managementzonen gleicher Eigenschaften ausgewiesen. Dabei handelt es sich auch um Strata. Anschließend wird über ein geeignetes Versuchsdesign entschieden. WHELAN ET AL. (2003) geben ein Beispiel, wie Streifenversuche durch Ausweisung von Managementzonen auf einem heterogenen Ackerschlag angelegt werden können. Nach Untersuchung der Bodenheterogenität und Festlegung von drei Managementzonen wurden in sich einheitlich behandelte Streifen in Anlehnung an die Richtung der Aussaat in die Managementzonen gelegt. Pro Managementzone wurden 5 Prüfglieder randomisiert mit zwei Wiederholungen ausgeführt. DELIN ET AL. (2005) weisen auf einem Schlag fünf Zonen oder Strata in Abhängigkeit von Bodentypen und Ertragsniveau aus und ordnen in jeder Zone einen einfaktoriellen Blockversuch mit drei Wiederholungen an. WILLERS ET AL. (2008) entwarfen einen zweifaktoriellen Streifenversuch, in dem verschiedene Baumwollsorten wiederholt und randomisiert als Faktor A (Großteilstück)e über die gesamte Länge des Versuchsschlages gesät wurden. Die Applikation eines Wachstumsreglers (Faktor B) in Kleinteilstücken wurde innerhalb der Streifen an die Größe der Managementzonen angepasst. Damit hatten die Kleinteilstücke im Gegensatz zum Parzellenversuch verschiedene Flächengrößen. Das kommt dem Design einer zweifaktoriellen Streifenanlage nahe. Einige Autoren liefern Ansätze, wie auf statistischer Grundlage Zonen abgegrenzt werden können. DOBERMANN ET AL. (2003) vergleichen verschiedene Methoden der Klassifizierung von Ertragsdaten zur Prüfung der zeitlichen Stabilität räumlicher Ertragsmuster. Dabei werden Methoden der hierarchischen und nicht hierarchischen Clusteranalyse angewendet. TAYLOR ET AL. (2007) nutzen zur Zonenausweisung sogenannte „k-means“-Cluster.

5.2 Bewertung weiterer Strata-Bildungen und der Aggregationsverfahren

Blockbildung ist nur eine Methode zur Stratifikation. In dieser Arbeit wurde das Prüfmerkmal „Kornertrag“ zunächst mit der Ausgangsgröße der variablen N-Düngung

(Pendelwinkel) zusammengeführt (aggregiert) und später nach subjektiven Kriterien auf Basis von Pendelwinkeln oder EC25-Werten poststratifiziert.

Die Poststratifizierung begründete sich durch die Einordnung von Versuchsdurchführung und Erntevorgängen in die betrieblichen Abläufe der Praxispartner, was auch eine Verknüpfung von ökonomischem Erfolg und Versuchsanstellung auf derselben Fläche beinhaltete. Damit schien der zeitsparende Sensoreinsatz für praxisorientierte Versuche prädestiniert, allerdings mit der Einschränkung, dass das räumliche Muster der Bestandsheterogenität erst nach der Düngerapplikation bekannt war. Die Verbindung von Ökonomie und Experimenten kann bei Landwirten zu Zielkonflikten führen, bei denen vermutlich der wirtschaftliche Erfolg in den meisten Fällen an erster Stelle stehen wird, so dass eine heterogenitätsbezogene Versuchsplanung den betrieblichen Anforderungen untergeordnet werden wird.

Hinsichtlich der Stratabildung auf Basis der Pendelwinkel wurde angestrebt, möglichst kleine Klassen mit geringen Winkelspannen zur Einschränkung der Bestandsvariabilität zu schaffen und andererseits durch größere Klassen praktisch relevante Spannen der Düngermengen zu berücksichtigen, so dass die Einteilung zwar willkürlich, aber sicherlich nachvollziehbar erfolgte. Die Stratifizierung der Kornerträge nach Größe der Pendelwinkel erlaubt eine differenziertere Beurteilung der Effekte der N-Düngungsverfahren auf die Kornerträge der untersuchten Wintergetreidearten, insbesondere für die Klassen, in denen die Differenzen im N-Aufwand zwischen „variabel“ und „einheitlich“ am größten sind. Die unterschiedliche Herangehensweisen bei der Bildung der Strata beim Aggregationsverfahren „Block-Kriging“ und die zusätzliche Auswertung der gerasterten Daten vermitteln einen Eindruck von der Stabilität der statistischen Rückschlüsse und bieten eine breitere Basis für die anschließende produktionstechnische Interpretation. Weiterer Optimierungsbedarf besteht sicherlich darin, eine Stratabildung nicht willkürlich, sondern nach statistischen Verfahren durchzuführen.

Die Stützung von Daten auf Raster ist eine verbreitete und allgemein akzeptierte Methode bei der flächenmäßigen Interpolation von Daten. Die gerasterten Daten beruhen im Vergleich zum Block-Kriging-Ansatz auf einer Aggregation mit gröberer räumlicher Auflösung und der Berechnung von Mittelwerten ohne entfernungsabhängige Gewichtung von Messwerten. Üblicherweise dienen Raster als

räumliche Basis für Interpolationen mittels Kriging-Verfahren. Bei der Mittelwert-Bildung sind im Gegensatz zum Kriging keine Trendeinflüsse zu erwarten. Auch wurden die Pendelwinkel selbst aggregiert, so dass der höhere Grad der Datenaggregation und der damit verbundene Glättungseffekte zu stärkeren Veränderungen der Datenstruktur als beim Block-Kriging führte.

REYNOLDS (1998) formuliert die Frage nach dem Einfluss einer Datenaggregation auf die Datenstruktur in seiner Dissertation als Modifiable Areal Unit Problem (MAUP). Verschiedene Datenstrukturen müssen für weitere Auswertungsschritte auf eine gemeinsame Basis gestellt werden. Gleichzeitig soll ein optimaler Kompromiss zur Minimierung von Glättungseffekten bzw. Verschiebungen innerhalb der Datenstrukturen gefunden werden. Einflüsse der angepassten Datenstruktur auf die statistischen Rückschlüsse sind möglich. Die Pendelwinkelklassen der Rasterdaten wurden auf Grund der verfügbaren Anzahl von Messwerten nur auf Basis der Düngungsalgorithmen gewählt. Eine „feinere“ Stratifizierung wie beim Kriging-Ansatz kam nicht mehr in Frage. Das ließ sich daran beobachten, dass in Klassen der geringsten bzw. höchsten Pendelwinkel teilweise keine räumlichen Modelle angepasst wurden. Entweder war die Anzahl von Messwerten pro Klasse nicht ausreichend oder die Punkte lagen zu weit auseinander.

Hingegen ermöglichte der eindimensionale Kriging-Ansatz durch eine Kreuzvalidierung die Überprüfung der Datenaggregation. Der Ansatz wurde so gewählt, dass die Autokorrelation nur in Arbeitsrichtung der Landmaschinen modelliert wurde, um Trendeinflüsse zumindest aus anderen Richtungen auszuschließen. Die Erträge und EC25-Werte wurden auf die vorgegebenen Positionen der Pendelwinkel interpoliert. Die Veränderung der Ausgangsdatenlage sollte somit auf ein Minimum reduziert werden. Die Qualität der vorhergesagten Ertragswerte konnte über die Kriging-Varianz bei der Auswertung beachtet werden. Hinsichtlich der Veränderungen in der Datenstruktur, der Möglichkeiten zur Kreuzvalidierung und der Wichtung durch Kriging-Vorhersagefehler wird dem Kriging-Ansatz insgesamt ein gewisser Vorrang eingeräumt..

Im Vergleich der beiden Klassenbildungsverfahren „Minimierung der Biomassevariabilität“ und „Düngungsalgorithmus“ wird dem Verfahren „Düngungsalgorithmus“ der Vorzug gegeben, weil die Klassen sich praktisch relevanten Düngungsabstufungen annähern. Spannen von ca. 10 kg N ha^{-1} sind im

Vergleich zu N-Steigerungsversuchen, wo häufig Abstufungen in Größenordnungen von 20 bis 30 kg N ha⁻¹ gewählt werden, noch verhältnismäßig gering. Damit ist sicher ein brauchbarer Kompromiss zwischen Minimierung der Bestandsvariabilität und konkreter Gestaltung der Düngung getroffen. Für die Auswertung hätte es sich im Versuchsdesign vorteilhafter ausgewirkt, wenn die Gestaltung der variablen N-Düngung in geringem Maße von der stufenlosen Ausbringung nach Sensor abstrahiert worden wäre, indem die Bestandsvariabilität durch eine Überfahrt mit Crop-Meter gemessen und später für einen Kartenansatz Flächeneinheiten in einem variabel zu düngenden Streifen bestimmt worden wären, die in Anlehnung eines Applikationsalgorithmus in sich einheitlich gedüngt worden wären. Durch diese Abstraktion wäre von vornherein die räumliche Basis der Ertragsdatenaggregation gelegt worden.

5.3 Bewertung der statistischen Modelle

Beim ersten Auswertungsansatz wurden neben dem Nullmodell 22 verschiedene räumliche Modelle, die in der Prozedur MIXED in SAS implementiert sind, in den pendelwinkelbasierten Strata der Versuchsdatensätze getestet. Dazu wurden die räumlichen Kovarianzmodelle ohne und mit zusätzlicher Nugget-Varianz untersucht und mit einem Nullmodell unter Annahme unabhängiger Residuen verglichen. Außerdem wurde mit Gewichtung durch Kriging-Varianzen gerechnet. Die Ergebnisse wurden mit den Berechnungen ohne Gewichtung verglichen.

Bei einer Gesamtbetrachtung der genannten Auswertungsmethode über alle Versuche ist eine wesentliche Feststellung, dass nur in wenigen Fällen Kovarianzmodelle mit Nugget-Varianz als beste Modelle auf Basis der AICC identifiziert konnten. Zu der gleichen Feststellung kamen auch RICHTER ET AL. (2007) bei der Auswertung einer Standardanlage zur Grunddüngung. Das ist prinzipiell zu begrüßen, weil statistische Modelle durch möglichst wenige Parameter beschrieben werden sollen (KINCAID 2005). Vermutlich beruht das Fehlen von Nugget-Varianzen auf der Aggregation der Ertragsmesswerte (Block-Kriging, Mittelwert-Bildung), wobei die nicht erklärbare Mikrovarianz geglättet wurde (Smoothing-Effekt).

Gleichermaßen konvergierten nur bestimmte räumliche Modelle (ohne Nugget-Varianz). Dabei handelte es sich um Matérn-, Power- und sphärische Modelle. Besonders häufig erwies sich das Matérn-Modell als bestangepasstes Modell, wobei MINASNY und MCBRATNEY (2005) die hohe Flexibilität der Matérn-Funktion bei der Anpassung von Variogramm-Modellen hervorheben. RIBEIRO ET AL. (2003) tragen dem

Rechnung, indem das Matérn-Modell als Standard im Package „geoR“ der Software *R* implementiert ist. MINASNY und MCBRATNEY (2005) erwähnen aber gleichzeitig den erheblichen zeitlichen Rechenaufwand bei der Schätzung der Kovarianzparameter. Auch hier wurde für Matérn-Modelle eine bedeutend größere Rechenzeit als für andere Modelle benötigt. Das häufig genutzte exponentielle Modell war hingegen sehr selten konvergent.

Zur Erhöhung der Konvergenz anderer Modelle wäre vermutlich eine Vorgabe von Anfangswerten für Kovarianzparameter sinnvoll gewesen, wie es auch von HONG ET AL. (2005), LITTELL ET AL. (2006) oder BRENNING ET AL. (2008) empfohlen bzw. angewendet wird. Die genannten Autoren beschränkten sich auf die Wahl von ein oder zwei räumlichen Modellen (sphärisch und/oder exponentiell) und gaben für die Parameterschätzung Einstiegswerte vor. Die Vorgehensweise der Autoren wird als ebenso sinnvoll erachtet; in dieser Arbeit stand aber das Potential der Automatisierung im Vordergrund. Der zeitliche Umfang für individuelle Vorgaben bei jedem Modell (in jedem Stratum) hätte wohl den Rahmen dieser Arbeit gesprengt. Parametervorgaben beruhen meist auf subjektiver grafischer Optimierung von Variogramm-Modellen, deren Durchführung z.B. in der SAS-Prozedur PROC VARIOGRAM sich als wenig anwenderfreundlich präsentiert. Alternativ kann man auf andere Software ausweichen, wobei die Modellauswahl dann allerdings recht eingeschränkt sein kann (z.B. bei *GS+*). Eine Auswahl mehrerer Modelle bietet beispielsweise die kostenfrei verfügbare Software *SAM 3.0* (Spatial Analysis in Macroecology) (RANGEL ET AL. 2006). Ebenfalls ist die Übertragbarkeit von Kovarianz-Parametern zwischen einzelnen Software nicht ohne weiteres gegeben, wobei Unterschiede der Schätzmethoden zu berücksichtigen sind. Die Bestimmung bestangepasster räumlicher Modelle basierte auf dem Likelihood-Ratio-Test und dem korrigierten Akaike-Kriterium. Eine Beurteilung der Kovarianzparameter erfolgte nicht, zumal in der Literatur keine Vergleichswerte vorlagen. Nur wenige Studien beschäftigen sich überhaupt in vergleichbarer Weise mit einer intensiveren Auswertung von On-Farm-Versuchen, in denen Precision Farming Technologien getestet werden. HONG ET AL. (2005) weisen aber darauf hin, dass die Kovarianzparameter höhere Aufmerksamkeit verdienen, weil Schätzwerte nicht ohne weiteres plausibel sind. BRENNING ET AL. (2008) stellten auf Grund einer Simulation fest, dass REML-Schätzer zu Verzerrungen neigen, was hier durch weitere Untersuchungen zu prüfen wäre. Die zusätzliche Einführung von Gewichtungen durch

Kriging-Varianzen führte nur in wenigen Fällen zu zusätzlichen Modellverbesserungen, so dass man einen Einfluss der Probepunktverteilung im Raum, repräsentiert durch die Kriging-Varianzen, an dieser Stelle als irrelevant bezeichnen kann. Eine weitere wichtige Beobachtung war, dass sehr häufig anisotrope Kovarianzstrukturen (sphärisch und Power) als beste Modelle hervortraten, seltener exponentiell anisotrope Modelle. Auf das häufige Erscheinen der Richtungsabhängigkeit räumlicher Modelle verweisen auch RICHTER und KROSCHEWSKI (2006b) sowie RICHTER ET AL. (2007). Eine Begründung kann als Artefakt in der Ertragsdatenaufnahme liegen: innerhalb der Fahrspuren wurden die Daten mit deutlich geringerem Abstand zueinander aufgenommen als zwischen den Fahrspuren. Anisotropien können aber auch natürliche Ursachen haben (z.B. Relief eines Schlages).

Die Modellwahl beeinflusste die Schätzer für Mittelwerte und Standardfehler und resultierte in unterschiedlichen Rückschlüssen aus den F-Tests: in vielen Fällen traten bei Unterstellung nicht korrelierter Residuen signifikante Ertragsunterschiede auf (P-Werte $< 0,05$), wohingegen die Annahme räumlich korrelierter Residuen häufig zu nicht signifikanten Differenzen führte (P-Werte $\geq 0,05$). Das konnte unabhängig vom Typ des räumlichen Modells beobachtet werden. Fast ausschließlich wurden aufgrund des geringsten Informationskriteriums (AICC) räumliche Modelle als beste Anpassung gewählt, so dass automatisch nicht signifikante Differenzen den signifikanten vorgezogen wurden. Der Einfluss der Modellwahl auf die statistische Power ($1-\beta$) wurde jedoch nicht beurteilt. Es kann angenommen werden, dass bei der Auswertung dieser Düngungsversuche durch die Wahl räumlicher Modelle womöglich zu liberale Rückschlüsse aufgrund zu geringer P-Werte verhindert wurden. Diverse Autoren haben auf diesen wesentlichen Aspekt der Ignorierung räumlicher Autokorrelation bereits hingewiesen (GOTWAY und CRESSIE 1990; HURLBERT 1984; HAINING 1987; HU ET AL. 2006; LEGENDRE 1993; SCHABENBERGER und PIERCE 2002). BRENNING ET AL. (2008) stellen in ihren Analysen bei räumlichen Modellen leichte Überschreitungen des nominalen P-Wertes von 0,05 fest, aber eine hohe Überschreitung unter Annahme eines Nullmodells. HU ET AL. (2006) geben an, dass gleichermaßen die statistische Güte (Power) durch eine Berücksichtigung von Autokorrelation mittels räumlicher Modelle positiv verbessert werden konnte. BRENNING ET AL. (2008) bemerken dazu, dass die klassische Annahme unkorrelierter Residuen im Vergleich zu verschiedenen

Schätzmethoden für räumliche Kovarianzparameter mit deutlichem Abstand zu einem großen Verlust an statistischer Power geführt hat.

Im Design der On-Farm Versuche wurde eine Randomisierung der Prüfglieder bzw. Streifen aus Vereinfachungsgründen nicht in jedem Fall vorgenommen. Möglicherweise übt das Design eines Streifenversuchs im Zusammenhang mit räumlichen Modellen einen Einfluss auf die statistische Power aus. STROUP (2002) stellte in einem randomisierten Blockversuch fest, dass die Power unter Berücksichtigung eines Autokorrelationsmodell gegenüber der klassischen Varianzanalyse verbessert werden konnten, sich aber deutlich verschlechterte, wenn das Autokorrelationsmodell auf eine systematische Anlage der Prüfglieder angewendet wurde. LEGENDRE ET AL. (2004) äußern sich dahingehend, dass eine vollständig zufällige Anordnung von Prüfgliedern im Hinblick auf die statistische Güte vermieden werden sollte, wenn der Einfluss von Autokorrelation vorhanden ist. Die Bildung kleiner Blocks stelle hingegen einen effizienten Weg dar, Trends oder Autokorrelation zu korrigieren. Für On-Farm Versuche sollte durch weitere Untersuchungen geprüft werden, welchen Einfluss das Design auf die Power hat.

Von diversen Autoren (HURLBERT 1984; HAINING 1987; LEGENDRE 1993; SCHABENBERGER und PIERCE 2002) wird angegeben, dass durch Ignorierung von Autokorrelation häufig zu geringe Standardfehler berechnet werden. Das beruht auf einer Unterschätzung der Varianzen bzw. auf einer Überschätzung der verfügbaren Freiheitsgrade. Die Schätzung der Varianzen bzw. der Standardfehler hängt letztlich von der Festlegung der Varianz-Kovarianz-Struktur ab, wie LITTELL ET AL. (2000) bei Analysen von Zeitreihen herausstellen. Die Überschätzung verfügbarer Freiheitsgrade beruht grundsätzlich darauf, dass bei Annahme unabhängiger Residuen jeder Messwert mit $N = 1$ bewertet wird. Im Falle der räumlichen Abhängigkeit benachbarter Werte beinhaltet der Wert an einer Position Information über seine Nachbarn. Damit ist der Beitrag des Messwertes zu den Freiheitsgraden kleiner als Eins (HAINING 1987). Die Anzahl der Freiheitsgrade nimmt ab. Dieses wird auch als Designeffekt bezeichnet (KISH 1965), nämlich als der Quotient von tatsächlicher Varianz zur Varianz unter Annahme unabhängiger Residuen (Zufallsstichprobe). HAINING (1987) und LEGENDRE (1993) geben an, dass bei der Einbeziehung räumlicher Modelle meistens höhere Standardfehler berechnet werden als bei Nullmodellen. Das ist dem Designeffekt zuzuschreiben. Diese Feststellung trifft aber nicht generell für Standardfehler zu, die in

der vorliegenden Arbeit berechnet wurden. Mitunter sind die Standardfehler auf Grund räumlicher Modelle auch geringer. Bei den Strata in den untersten oder obersten Winkelklassen waren oft die größten Standardfehler der Differenzen vorhanden. Das ist wohl auf die meist geringere Anzahl von Messwerten bzw. geringere Anzahl von Freiheitsgraden in diesen Strata zurückzuführen.

Unabhängig von der Art und Weise der Stratifikation und Aggregation liegen zum überwiegenden Teil bei allen Versuchen nicht signifikante Kornertragsunterschiede vor. Auch sind einige signifikante Unterschiede unabhängig von der Art der Klassifizierung vorhanden, die jetzt besprochen werden sollen. Beim Schlag „Krummes Land“ befinden sich signifikante Differenzen zum Vorteil der einheitlichen N-Düngung im Bereich der höchsten Pflanzenmasse, obwohl hier im Vergleich zur variablen N-Düngung der größte Unterschied in der Düngermenge vorliegt (41 kg N ha^{-1} einheitlich vs. 59 kg N ha^{-1} teilflächenspezifisch). Eine agronomische Interpretation ist daraus schwer abzuleiten, weil eine zu BBCH 39 um ca. 18 kg N ha^{-1} geringere N-Gabe nicht zu deutlich höheren Kornerträgen von etwa 9 bzw. 14 dt ha^{-1} führen kann. Möglicherweise sind Ausreißer beim Datenmanagement im Bereich der Höchsterträge nicht hinreichend erkannt worden und führen zu diesem fragwürdigen Ergebnis. Die genannten Beobachtungen für die Klassen mit den größten Pflanzenmassen wiederholten sich bei den Schlägen „Streitländer“ und „Nr. 352“, bei denen aufgrund der verwendeten N-Reduzierungsansätze im Bereich der größten Biomasse die variable Stickstoffmenge in identischer Höhe zur einheitlichen Menge appliziert wurde. Weiterhin treten vereinzelt bei den Rasterdaten der Schläge „Riesterstück“ und „Streitländer“ signifikante Ertragsunterscheide auf. Aber gerade in den für die Interpretation sensibelsten Bereichen mit größten N-Aufwandsdifferenzen treten diese Signifikanzen nicht auf.

Im zweiten Auswertungsansatz wurden die Versuchsdatensätze in ihrer Gesamtheit ausgewertet. Nullmodelle (Annahme unabhängiger Residuen) wurden mit räumlichen Kovarianzmodellen und Kovarianzanalysen unter Annahme nicht und räumlich korrelierter Residuen verglichen. Diese Auswertungen sollen ebenso zusammenhängend bewertet werden, weil sich ein beinahe einheitliches Bild ergab. Das gilt insbesondere für die unterschiedlichen Aggregationsansätze. Im Vergleich zum Nullmodell schnitt sehr oft die Kovarianzanalyse mit Annahme räumlich korrelierter Residuen am besten ab, wenn man die korrigierten Akaike-Kriterien (Maximum Likelihood) zu Grunde

legte. Eine Ausnahme bildete der Schlag „Riesterstück“. Bei diesem Versuch bestand in einer räumlichen Kovarianzstruktur die beste Modellanpassung. Ursache war die Nicht-Signifikanz der positionsabhängigen Kovariablen bzw. der EC25-Werte und der Interaktionen. In den anderen Versuchen war die Kovariable „EC“ immer signifikant und führte bereits als einzige Kovariable zu deutlichen Modellverbesserungen. Bereits den Streudiagrammen von EC25-Werten und Kornertträgen war zu entnehmen, dass die Erträge von Bodentrends mehr oder weniger stark beeinflusst worden sein mussten. Das bestätigt, dass Kenngrößen zur Beurteilung von Bodenheterogenität bei der Auswertung von Praxiserhebungen eine hohe Bedeutung beigemessen werden sollte (SCHNEIDER ET AL. 2007). Die Signifikanz positionsabhängiger Trendvariablen wurde durch die Charakterisierung der Autokorrelation häufig aufgehoben. LEGENDRE (1993) bezeichnete diese Erscheinung als „falsche“ Gradienten. Trendvariablen allein genügten meistens nicht zur Modellanpassung, weil sich durch Berücksichtigung der Autokorrelation noch klare Verbesserungen erzielen ließen. So sollte prinzipiell die Verknüpfung von räumlichen Trends und Autokorrelation betrachtet werden.

Die Signifikanz einzelner Positionsvariablen war in den Trendanalysen hingegen von Versuch zu Versuch verschieden. Auch hinsichtlich der besten räumlichen Modelle bzw. der Kombination von bestem Trendmodell mit räumlicher Korrelation bestanden Unterschiede zwischen den Versuchen. Daraus ist zu schließen, dass versuchsbezogen eine individuelle Anpassung der statistischen Modelle notwendig war. Hervorzuheben ist noch, dass allein die Ergänzung der Leitfähigkeitswerte als Kovariable größtenteils schon zu deutlichen Modellverbesserungen führte. Aufgrund der Streudiagramme waren bereits mehr oder weniger starke Korrelationen zwischen Bodenqualität (Leitfähigkeit) und Ertrag zu vermuten. Eventuell hätte unter den gegebenen Bedingungen auch eine variable N-Düngung auf Basis der Leitfähigkeit nach Kartenansatz mit Erfolg vorgenommen werden können. Die Stratifizierung nach EC25-Werten auf dem Schlag „Dobbrikower Str. rechts“ mag hier als Beispiel dienen.

Bezüglich einer Analyse räumlicher Trends in einer mehrjährigen Standardanlage kommen RICHTER ET AL. (2007) zu der Feststellung, dass sich bei bestimmten Schlägen über Jahre ähnliche Ertragstrends abzeichneten. Wenn in On-Farm-Versuchen auch stabile Trends vorhanden wären, ließe sich dadurch der Aufwand bei der Auswertung einschränken. Allerdings werden On-Farm-Versuche selten auf derselben Fläche wiederholt. Weiterhin konnte man bemerken, dass Trendvariablen allein oft auch zu

signifikanten Differenzen führten. Unter der Annahme räumlich korrelierter Residuen waren die Unterschiede dann nicht mehr signifikant. In der Gesamtbetrachtung bestanden auf Grundlage des besten Modells beim Düngungsansatz des Schläges „Krummes Land“ (einheitliche Düngermenge als Untergrenze des variablen Applikationsalgorithmus) keine signifikanten Mittelwertdifferenzen beim Kornertrag der N-Düngungsverfahren. Auch bei den N-Reduzierungsansätzen auf den Schlägen „Riesterstück“, „Nr. 352“ und „Dobbrikower Str. rechts“ lagen nicht signifikante Unterschiede vor. Lediglich beim Schlag „Streitländer“ war der mittlere Ertrag der einheitlichen Variante der teilflächenspezifischen signifikant unterlegen.

In vergleichbaren Studien zum zweiten Auswertungsansatz wird allein auf die Kombination von Trend- und Autokorrelationsmodellen gesetzt (BRENNING ET AL. 2008, SCHNEIDER ET AL. 2007). Hierin manifestiert sich aber ein in jüngerer Zeit zunehmendes Interesse an der statistischen Auswertung von On-Farm-Versuchen. Die Wahl einer Vorzugsvariante bei beiden Auswertungsansätzen hängt im Wesentlichen von der verfolgten Fragestellung ab und kann nicht generell beantwortet werden. Steht eine agronomische bzw. ökologische Bewertung des teilflächenspezifisch gewählten N-Düngungsalgorithmus gegenüber „konstant“ im Vordergrund, ist der erste Ansatz zu bevorzugen. Steht jedoch ein ökonomischer Vergleich der Düngungsvarianten im Vordergrund, ist Ansatz Nr. 2 zu wählen. In dieser Arbeit wurden beide Ansätze gleichwertig behandelt.

5.4 Bewertung aus ökonomischer Sicht

Praxispartner reagieren häufig skeptisch, wenn, wie in den beschriebenen Versuchen, teilflächenspezifisch N-Aufwandsreduktionen vorgenommen werden. Ertragsrückgänge werden befürchtet. Diese Skepsis beruht darauf, dass Landwirte das witterungsbedingte Produktionsrisiko u.a. durch maximale N-Versorgung auszugleichen versuchen. Da aber die Ertragsunterschiede in den N-Düngungsvarianten überwiegend als nicht signifikant ausgewiesen wurden, kann man den Rückschluss ziehen, dass zunächst allein aus statistischer Sicht die oftmals höhere einheitliche N-Düngung nicht zum Vorteil gereichte. Die Strategie der teilflächenspezifischen Düngereinsparung wäre rein quantitativ betrachtet (Kornertrag) gleichwertig zur einheitlichen Düngung. Bei vier der in dieser Arbeit vorgestellten Versuche (Streitländer, Riesterstück, Nr. 352 und Dobbrikower Str.) wurden die N-Düngermengen im Mittel um 7 bis 24 kg N ha⁻¹ reduziert. Insbesondere in den Strata der geringeren Biomassen, wo der Düngeraufwand

über das Mittel hinaus verringert wurde, waren die Differenzen der Kornerträge nicht signifikant. Das kann man zumindest als Indiz werten, dass beim praxisüblichen N-Düngeraufwand Einsparpotentiale vorhanden sind, die man durch variable Applikationstechniken wie dem Crop Meter optimieren kann.

Eine dreijährige Studie am ATB Potsdam (THÖLE und EHLERT 2008), aus der die hier verwendeten Datensätze entnommen wurden, stützt unisono die hier gemachten Aussagen, weil im Mittel insgesamt N-Dünger (ca. 20 kg N ha⁻¹) eingespart wurde, und die Versuche auf Basis des dort gewählten Auswertungsansatzes von verschiedenen Standorten und Jahren vergleichbare Erträge zwischen „einheitlich“ und „variabel“ hervorbrachten. In der Regel konnten aus diesen Versuchen eine höhere mittlere Nährstoffeffizienz beim Stickstoffeinsatz abgeleitet werden.

Auch wenn die Ertragsdifferenzen statistisch nicht signifikant waren, soll an dieser Stelle angemerkt werden, dass Ertragsunterschiede aus ökonomischer Sicht trotzdem relevant sein können. Dieser Aspekt blieb in der zuvor genannten Studie unbeachtet. Allein Differenzen in Naturalerträgen vermögen über deren Relevanz keinen Aufschluss zu geben, sondern man muss die Unterschiede in einen ökonomischen Zusammenhang bringen. Viele Autoren befassen sich mit N-Produktionsfunktionen, die Kornerträge aus N-Steigerungsversuchen (auch On-Farm-Versuche) ableiten und in Abhängigkeit von Preisrelationen (auch teilflächenbezogen) wirtschaftliche N Optima berechnen (GANDORFER ET AL. 2004b, LIU ET AL. 2006; LAMBERT ET AL. 2004; HURLEY ET AL. 2004). SCHNEIDER (2005) fasst diverse Studien zusammen und kommt dabei, wie auch die vorgenannten Autoren, zu nicht eindeutigen Aussagen über die Wirtschaftlichkeit teilflächenbezogener N-Düngungstechnologien. Letztlich wäre auch eine Stichprobenumfangsplanung oder eine *ex post* Bewertung der statistischen Power auf Basis wirtschaftlich relevanter Differenzen vorzunehmen.

Aufgrund dynamischer Preisentwicklungen ist es aber schwierig, Ertragsdifferenzen eindeutig zu bewerten. Konkrete Angaben beruhen immer auf realitätsnahen Festlegungen, die nur Orientierungsgrößen darstellen. In Abb. 25 ist vereinfacht dargestellt, welche Ertragsrückgänge durch bestimmte N-Aufwandsreduktionen akzeptabel wären, um keine wirtschaftlichen Verluste zu erleiden. Dabei fließen auch verschiedene Produkt-Faktorpreis-Kombinationen ein. Zusätzliche Festkosten für Investition und Inbetriebsetzung von sensorgestützten Verfahren wurden dabei nicht einbezogen, würden aber hinnehmbare Ertragsrückgänge reduzieren. Prinzipiell steigt

die Bedeutung von Ertragsreduktionen mit zunehmendem Getreidepreis. Bei geringem Erzeugerpreisniveau (10 € dt^{-1}) könnten mit einer großen N-Einsparung von 30 kg N ha^{-1} und hohem Düngerpreisniveau die größten Ertragseinbußen hingenommen werden. Bei hohem Getreidepreisniveau von 20 € dt^{-1} halbieren sich die akzeptablen Ertragsunterschiede bereits zwischen variabler und einheitlicher Düngung. Eine geringere N-Reduktion von 10 kg N ha^{-1} erlaubt auch nur geringere Ertragsunterschiede.

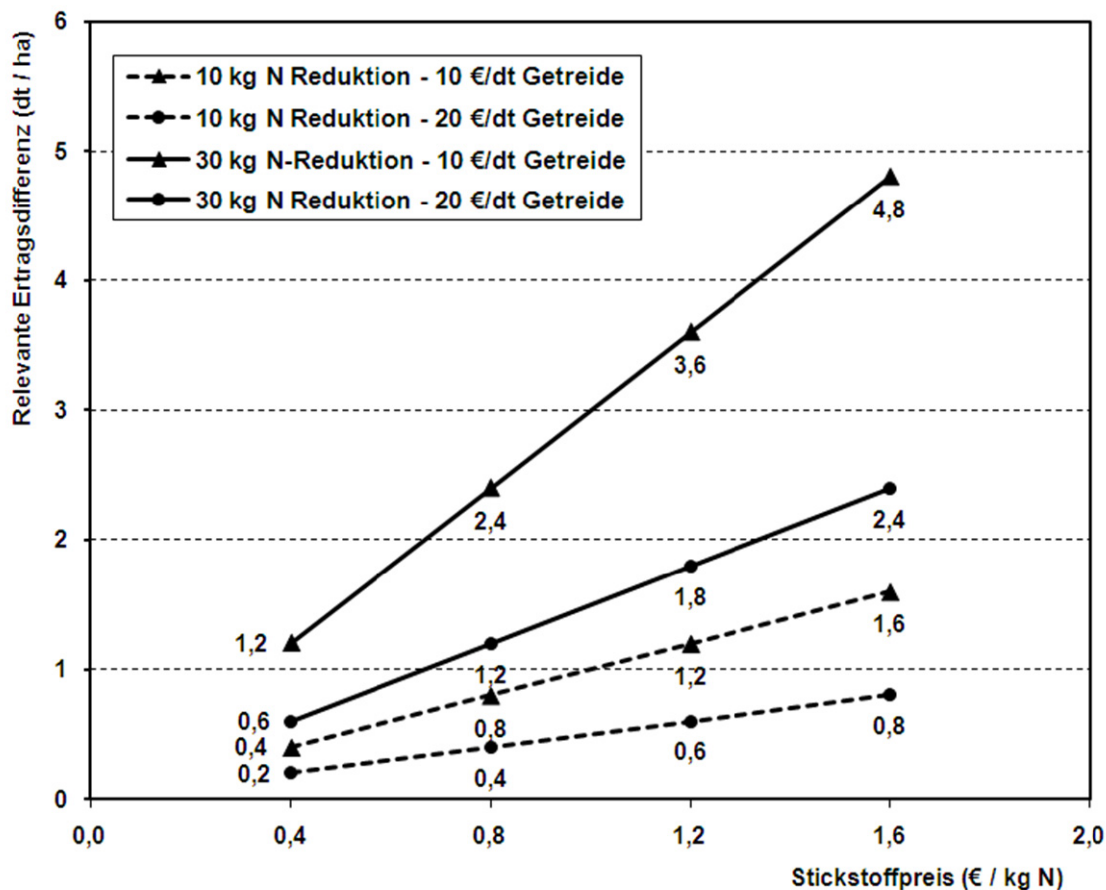


Abb. 25: Einfluss von N-Preis, N-Einsparung und Getreidepreis auf die ökonomisch relevante Ertragsdifferenz im On-Farm-Versuch

Exemplarisch sollen die berechneten Ertragsunterschiede (variable N-Düngung ./ einheitliche N-Düngung) der ausgewählten bestangepassten Modelle auf Basis der jeweiligen Gesamtauswertung der Versuchsschläge (Block-Kriging) bewertet werden, weil die stratabezogene Auswertung bzw. rasterbezogene Gesamtauswertung vergleichbare Aussagen lieferte. Der Getreidepreis wurde mit 15 € dt^{-1} angesetzt und der N-Preis mit $1,20 \text{ € kg N}^{-1}$. Investitionskosten wurden mit $4,37 \text{ € ha}^{-1}$ bei einer Sensoreinsatzfläche von 750 ha unterstellt (THÖLE UND EHLERT 2008).

Tab. 66: Ökonomische Effekte der teilflächenspezifischen N-Düngung

Schlag	Differenz im Kornertrag (var. ./. einh.) (dt ha ⁻¹)	Mittlere variable N-Dünger- einsparung (kg N ha ⁻¹)	Gewinn / Verlust durch Ertragsdiff. (€ ha ⁻¹)	Gewinn / Verlust durch Dünger- kosten (€ ha ⁻¹)	Summe d. Gewinne / Verluste (inkl. Investitions- kosten) (€ ha ⁻¹)
Krummes Land	-2,4	- 9 (Mehr- aufwand)	-36,00	-10,80	-51,17
Riesterstück	+1,7	24	+25,50	+28,80	+49,93
Streitländer	+3,1	7	+46,50	+8,40	+50,53
Schlag Nr. 352	+1,6	21	+24,00	+25,20	+44,83
Dobbrikower Str. rechts	-0,9	18	-13,50	+21,60	+3,73

Es treten sehr positive wirtschaftliche Effekte auf, wenn man die Ertragsdifferenzen betrachtet, aber auch sehr negative und schwach positive Effekte. Diese Versuche wurden einjährig mit individuell an den Standort und die Situation angepassten Strategien durchgeführt, so dass eine Auswertung als zusammenhängende Versuchsserie nicht in Frage kam. Trotzdem ergab sich zwischen diesen Versuchen und den Ergebnissen anderer Autoren ein vergleichbares Bild. EHLERT und DAMMER (2006) kommen bei teilflächenspezifischer N-Düngerreduktion mit negativen und positiven Ertragseffekten zu ähnlichen Aussagen über 9 N-Düngungsversuche mit Crop-Meter in den Jahren 2000 bis 2003. Dort werden bei Düngereinsparungen von im Mittel 14% Ertragsunterschiede im Bereich von -0,5% bis +9,2% (einheitlich vs. variabel) angegeben. MARTI ET AL. (2007) und HENRICHMANN (2005) haben das Crop-Meter getestet und kommen hingegen zu keinen klaren Rückschlüssen über Einsetzbarkeit und Ertragswirkung der variablen N-Applikation. Als vergleichbare Technologie wurde der YARA-N-Sensor vorwiegend bei Winterweizen in zahlreichen Studien auf verschiedenen Standorten und in verschiedenen Jahren eingesetzt, die bei vergleichbaren N-Düngereinsparungen zu nicht eindeutigen Vor- bzw. Nachteilen auf der Ertragsseite kommen (LEHMANN ET AL. 2008; SCHNEIDER und WAGNER 2008; HANNS 2008; RECKLEBEN 2004; ISENSEE ET AL. 2003). GODWIN ET AL. (2003) konnten auf Grundlage einer sechsjährigen Studie in England zeigen, dass variable N-Düngung, die sich auf den Pflanzenbestand stützt, in leichten Mehrerträgen und deutlichen Reduzierungen in N-Bilanzüberschüssen resultieren kann. Mit den geschilderten

Erfahrungen lässt sich zumindest eine klare Tendenz aufzeigen, dass N-Einsparungen mittels teilflächenspezifischer Ausbringtechniken unabhängig von Standort, Jahr und Produktionstechnik in einer Getreideart aus ökologischer Sicht sinnvoll sind und ökonomisch der bisher praxisüblichen einheitlichen Wirtschaftsweise zumindest gleichwertig sein können. Veröffentlichungen zur Umsetzung der Düngeverordnung aus Thüringen (ZORN ET AL. 2007) und Sachsen (SLL 2007) vertreten zur ökologischen Wirkung ähnliche Ansichten, geben aber zu bedenken, dass die Technologien weiter zu entwickeln seien, indem diese noch stärker auf naturwissenschaftliche Erkenntnisse gestützt würden (z.B. auf Basis von Simulationsmodellen). In diesem Zusammenhang wird auch der Einsatz des Crop-Meters gesehen. Der gewählte Ansatz der N-Düngung nach steigenden Algorithmen ist theoretisch plausibel und gegenüber den einheitlichen Verfahren hinsichtlich der Kornerträge gleichwertig, wie sich aus den Versuchsergebnissen ableiten lässt. Aus experimenteller Sicht wären Varianten ohne N-Düngung bzw. mit stark reduzierter einheitlicher N-Düngung wünschenswert gewesen, um die Effekte der N-Düngung noch eindeutiger zu bewerten können, aber die Ausdehnung der Versuchsfläche sprach häufig dagegen bzw. der oben erwähnte Zielkonflikt der Praxispartner, die Ertragseinbußen befürchteten. Viele Autoren bescheinigen einer an Heterogenität angepassten N-Düngung ein hohes Zukunftspotential (FOLLETT ET AL. 2005; RAUN und JOHNSON 1999; UBA 2005). RUSER ET AL. (2008) bezeichnen wörtlich „eine räumliche und zeitliche Anpassung der N-Düngung an den Pflanzenbedarf und daraus resultierend die Erhöhung der N-Effizienz als eine der effektivsten Maßnahmen zur Reduktion der N₂O-Emissionen“.

In der Vergangenheit bestand auf der Kostenseite bisher ein geringer ökonomischer Anreiz, das N-Düngungsniveau beispielweise in Weizen in spürbaren Größenordnungen ($> 20 \text{ kg N ha}^{-1}$) zu verringern, da geringe Düngerpreissteigerungen am wirtschaftlichen N-Optimum wenig änderten, wie aus Betrachtungen der optimalen speziellen Intensität hervorgeht (MÖLLER 2009). Deutliche Änderungen des optimalen Düngungsniveaus würden erst bei geringen Getreidepreisen von ca. 10 € dt^{-1} relevant. Dementsprechend ist wohl das Verhalten in der Praxis zu bewerten, wo die N-Düngung in Getreide bisher kaum zurückgefahren wurde. Für den Landwirt ist es schwierig, das wirtschaftliche N-Optimum korrekt abzuschätzen, weil die Düngerausbringung bereits zu einem Zeitpunkt abgeschlossen wird, wenn Erträge und Preise des Getreides witterungs- bzw.

marktbedingt noch unsicher sind. Damit ist die N-Produktionsfunktion weitgehend unbekannt.

Auch geringere Düngereinsparungen können bereits einen eindeutigen Beitrag zur Verbesserung der betrieblichen Liquidität leisten, zumal die N-Düngerpreise mit steigenden Erdgaspreisen für die Herstellung rapide angezogen haben (BORN 2008) und ein weiterhin hohes Düngerpreisniveau erwartet werden kann, wohingegen die Getreidepreise stark schwanken. In gleicher Weise kommen N-Einsparungen der Begrenzung von N-Bilanzüberschüssen im Rahmen der Düngeverordnung bzw. der direkten Verminderung von düngungsbedingten N_2O -Emissionen entgegen. Eine allgemeine Empfehlung über ein zu bevorzugendes N-Düngungsverfahren kann aus den Ergebnissen dieser Arbeit sicher nicht abgeleitet werden. Die zuletzt genannten Argumente sprechen aber für eine Berücksichtigung und Weiterentwicklung teilflächenspezifischer Düngungstechniken, womit Einsparungen vor allem in unproduktiven oder ökologisch sensiblen Schlagzonen (sandige Bereiche oder erodierte Kuppen) erreicht werden können. Dazu ist sensorgestützte N-Düngung ein möglicher Baustein. Hinzu kommt, dass insbesondere für ostdeutsche Standorte aufgrund des Klimawandels eine zunehmende Verknappung der pflanzenverfügbaren Wasserressourcen prognostiziert wird, so dass eine teilflächenbezogene Anpassung der N-Düngung besonders sinnvoll erscheint.

6 Schlussfolgerungen

Die vorliegende Arbeit sollte einen Beitrag zur Entwicklung statistischer Auswertungsmethoden für On-Farm-Versuche leisten. Die Attraktivität von On-Farm-Versuchen auf Basis georeferenzierter Daten kann neben den Parzellenversuchsanlagen, wo für jede Anlageform varianzanalytische Modelle definiert sind, erhöht werden, wenn es gelingt, die statistischen Analysen weitgehend zu standardisieren. Manuelle, zeitaufwändige und weitgehend subjektiv geprägte Datenbearbeitung und -auswertung sollte auf ein Minimum reduziert werden. Das würde die Auswertung von On-Farm-Versuchen für Anwender ohne statistisches Expertenwissen deutlich vereinfachen. Auch erfordert die hier vorgestellte gezielte Suche nach Heterogenität von Boden oder Pflanzenbeständen in On-Farm-Versuchen eine gewisse Flexibilisierung von Denkprozessen, die oft stark einer jahrzehntelangen Tradition der Kontrolle von Variabilität verhaftet sind, um den Stellenwert von Versuchen auf landwirtschaftlichen Schlägen zu heben. Für bestimmte Versuchsfragen sind Parzellenanlagen erste Wahl und daher nicht zu ersetzen. On-Farm-Versuche mit georeferenzierten Daten können daneben eine Erweiterung der Möglichkeiten darstellen, insbesondere, wenn neue technologische Verfahren getestet werden sollen.

Bei den hier vorgestellten Ergebnissen der Pseudoblock-Bildung stellte sich in keinem Versuch der erwünschte Erfolg ein, die Pflanzenbestandsvariabilität zu kontrollieren. Damit erlangt die für On-Farm-Versuche individuelle Untersuchung der Gegebenheiten einer Fläche einen zentralen Stellenwert, indem man vor Durchführung eines Versuches Informationen über maßgebliche Heterogenitätsfaktoren sammelt und auf dieser Grundlage über ein Versuchsdesign entscheidet bzw. die Eignung als Versuchsfläche beurteilt. Das wird hierbei noch wichtiger als bei Parzellenversuchen. Das Konzept der Managementzonen unter Einbeziehung objektiver Methoden wie Clusteranalysen zur Stratabildung nimmt in diesem Kontext eine richtungsweisende Funktion ein. Gleichzeitig schafft man Alternativen, wenn die Bildung von Blocks methodisch nicht geeignet ist. Zur Informationsbeschaffung stehen schon einige Lösungen bereit. Es ist zu erwarten, dass diese Palette durch den technischen Fortschritt noch erweitert wird. Dabei sind für eine breite Anwendung kostengünstige und räumlich hoch auflösende Datengrundlagen besonders vorteilhaft. Diese Informationen können in die statistischen Analysen integriert werden.

Bei den Versuchsdesigns in dieser Arbeit wurde die teilflächenbezogene N-Düngung in den dafür vorgesehenen Streifen kontinuierlich ohne Übergänge gestaltet, so dass eine Poststratifikation erforderlich wurde. Vorteilhafter stellt es sich dar, wenn zukünftig Zonen oder Cluster gleicher Eigenschaften ausgewiesen werden, wobei unter Nutzung des Kartenansatzes innerhalb der Strata die Düngermenge konstant gehalten wird, aber beliebig stark an die „kontinuierliche“ Düngung angenähert werden kann. Damit würde sich der Prüffaktor „N-Düngung“ vom qualitativen zum quantitativen Faktor wandeln, was in einem regressionsanalytischen Ansatz die Aussagekraft eines Versuchs erhöht. In dieser Hinsicht sollte zusätzlicher Aufwand für die Vorbereitung nicht gescheut werden.

Hinsichtlich der Datenaggregationen sollten statistische Verfahren der Interpolation bevorzugt werden, weil speziell dafür entwickelte Kriterien eine gewisse objektivierbare Datenqualität gewährleisten.

Bei den statistischen Verrechnungen stellte sich heraus, dass die Annahmen, auf denen eine Analyse fußt, sehr wohl einen Einfluss auf die Berechnung von P-Werten und mögliche Rückschlüsse ausüben. Aufgrund von AICC erwiesen sich sehr oft verschiedene räumliche Modelle als beste Modellanpassungen und brachten im Gegensatz zu den Nullmodellen nicht signifikante Ertragsdifferenzen hervor. Das ergab sich in ähnlicher Weise auch bei der Behandlung der Gesamtdatensätze in der Kombination von räumlichen und Trendmodellen. Dadurch lässt sich zeigen, dass die Anwendung klassischer statistischer Verfahren auf Grundlage georeferenzierter Daten in jedem Fall mindestens einer Überprüfung durch alternative Annahmen bedarf. Bedenkenswert erscheint, bei der Modellanpassung im Hinblick auf die Modellwahl gezielter vorzugehen. Das beinhaltet aber eine größere Subjektivität, was größere Erfahrungswerte bei der Bewertung von Ergebnissen wie Kovarianzparameter voraussetzt. Eine situationsangepasste Modellanpassung scheint auf Grundlage der Ergebnisse dieser Arbeit in jedem Fall angebracht, was den zuvor erwünschten allgemeineren Anwenderbezug allerdings einschränkt.

Für weiter führende Untersuchungen empfiehlt es sich, die hier getroffenen Annahmen, die sich auf die gesamte Versuchsfläche bezogen, (*subject=intercept*) in der SAS-Anweisung) zu differenzieren:

- Varianzheterogenität der Prüfglieder
- Autokorrelationen innerhalb von Blöcken bzw. Parzellen

- Einfluss autokorrelierter Kovariablen

Auf Grund der hier berechneten Standardfehler konnte keine eindeutige Aussage zum Verhalten der Präzision von Schätzwerten gemacht werden. Dazu sind weitere Studien empfehlenswert.

Es wurde beispielhaft herausgestellt, dass ein Vergleich von technologischen Verfahren allein auf Basis von Ertragsdifferenzen nicht genügt. Selbst wenn sich kein signifikanter Ertragsunterschied ergibt, sind auch ökonomische Rahmenbedingungen wie Produkt- und Faktorpreise zur Beurteilung von Differenzen zu berücksichtigen, die einer zeitlichen Dynamik unterliegen.

Ähnlich sind bei statistisch relevanten Differenzen wirtschaftliche Aspekte von Bedeutung, was wiederum statistische Power und die Planung von Stichproben berührt. Insgesamt wird die Bedeutung von On-Farm-Versuchen sicher weiter steigen, weil auf Grund zunehmender ökonomischer und ökologischer Anforderungen an die Landwirtschaft neue Technologien in den Betrieben eingeführt werden, deren Eignung experimentell unter Beweis gestellt werden muss.

7 Zusammenfassung

Flächenheterogenität in Getreidebeständen ist ein Ergebnis des komplexen Zusammenwirkens von Standortbedingungen und Landnutzungssystemen. Um N-Dünger unter Berücksichtigung von Bestandsunterscheiden teilflächenspezifisch auszubringen, wurde mit dem mechanischen Pendelsensor „Crop-Meter“ die oberirdische Biomasse des Getreides gemessen und als Parameter zur variablen Düngung eingesetzt.

In fünf On-Farm-Versuchen wurde die praxisübliche, flächeneinheitliche N-Düngung mit dem teilflächenspezifischen N-Düngungsverfahren mit Crop-Meter in Wintergetreide auf verschiedenen Standorten verglichen, um quantitative Aussagen über den Einfluss des Düngungsverfahrens auf die Kornerträge zu erhalten. Die Kornerträge wurden mit Ertragssensoren auf Mähdreschern ermittelt, mit GPS georeferenziert und digital erfasst. Entgegen der klassischen Planung eines Parzellenversuchs war eine Heterogenität der Getreidebestände zur Sensoranwendung ausdrücklich erwünscht. Gleichzeitig lagen durch die raumbezogenen Ertragsmesswerte unechte Wiederholungen und womöglich Autokorrelationen vor.

Dementsprechend wurden zwei Ansätze zur Varianzanalyse gewählt, die die klassischen Annahmen erweitern, um die genannten Besonderheiten angemessen zu berücksichtigen. Zuvor wurden verschiedene räumliche Ebenen der Ausgangsdaten durch zwei Aggregationsmethoden auf eine gemeinsame Basis gestellt. Beim ersten Auswertungsansatz wurden die aggregierten Ertragswerte auf Grund der indirekten Biomassebestimmung des Getreides nachträglich stratifiziert. Durch die Stratifizierung wurde die Gesamtvariabilität der Biomasse eingegrenzt. Im Anschluss wurden für jedes Stratum unterschiedliche räumliche Kovarianzstrukturen für die Residuen der Ertragswerte angenommen und mit der klassischen Annahme nicht korrelierter Residuen (Nullmodell) verglichen, was einer Inflation signifikanter P-Werte entgegenwirkt. Mittels Likelihood-Ratio-Tests und Akaike's korrigiertem Informationskriterium wurden überwiegend räumliche Kovarianzmodelle als bestangepasste Modelle ausgewählt. Aufgrund der Modellwahl erwies sich ein sehr großer Anteil von Differenzen, im Gegensatz zu vielen Nullmodellen, trotz verschiedener Aggregationsmethoden, verschiedener Strata und bezogen auf die Strata verschieden hoher N-Einsparungen der teilflächenspezifischen Ausbringung als nicht

signifikant. Im zweiten Auswertungsansatz wurden für die Gesamtertragsdatensätze neben Modellen der Autokorrelation Trends in Abhängigkeit der räumlichen Position und dem indirekten Bodenparameter „scheinbare elektrische Leitfähigkeit“ modelliert. Individuell ergaben sich für jeden Versuch verschiedene optimale Anpassungen aus Kombinationen von Trend- und Autokorrelationsmodellen mit drei von vier nicht signifikanten Mittelwertdifferenzen bei N-Reduzierung mit variabler Düngung. Über die Versuche entstanden mittlere N-Einsparungen in einer Spanne von 7 bis 24 kg N ha⁻¹. Ein wesentlicher Unterschied besteht zwischen der statistischen Interpretation von Kornertragsdifferenzen und einer ökonomische Relevanz der Unterschiede, die zusammen mit N-Einsparungen unter zeitlich veränderlichen Preisniveaus für Getreide und N-Dünger unterschiedlich bewertet werden können. Die gewählten Auswertungsansätze ergänzten sich gegenseitig, weil einmal stark differenziert wurde und dann eine Gesamtbetrachtung erfolgte.

Die beschriebenen Ansätze liefern Grundlagen auf dem Weg zur Konzeption fundierter Auswertemethoden für On-Farm-Versuche mit georeferenzierten Daten, so dass das Spektrum landwirtschaftlicher Fragestellungen auf noch breiterer experimenteller Basis beantwortet werden kann.

Literaturverzeichnis

ADAMCHUK, V.I.; HUMMEL, J.W.; MORGAN, M.T. und UPADHYAYA, S.K. (2004): On-the-go soil sensors for precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture* 44 (2004) 71–91.

ANDERSON, D. (1993): On-farm research guidebook.
http://web.aces.uiuc.edu/vista/pdf_pubs/GUIDEBK.PDF (26.02.2008).

BAUMECKER, M. (2005): Stickstoff in einer Gabe. *Bauernzeitung* 12, 23-25. Deutscher Bauernverlag, Berlin.

BAUMECKER, M. und WELLIE-STEPHAN, O. (2005): Weizenanbau auf Sandböden. *Innovation 4*. Deutsche Saatveredelung und Th. Mann, Gelsenkirchen.

BESAG, J.E. und KEMPTON, R.A. (1986): Statistical analysis of field experiments using neighbouring plots. *Biometrics* 42, 231-251.

BLACKMORE, S.; GODWIN, R.J. und FOUNTAS S. (2003): The analysis of spatial and temporal trends in yield map data over six years. *Biosystems Engineering* 84 (4), 455-466.

BLACKMORE, S. und MOORE, M. (1999): Remedial correction of yield map data. *Precision Agriculture* 1, 53-66.

BORN, H. (2008): Mehr in der Scheune, aber weniger auf der Bank. *Deutsche Bauernkorrespondenz* 9/08, 4-5.

BÖTTGER, W. (1990): Die systematische Kontrollparzelle unverzichtbar zur gezielten Anwendung von Pflanzenschutzmitteln. KTBL-Arbeitsblatt Nr. 0241.

BRENNING, A.; LEITHOLD, P. und PIOTRASCHKE, H. (2008): Geostatistical analysis of on-farm trials in precision agriculture. *Proceedings, GEOSTATS 2008, 8th International Geostatistics Congress, 1-5 Dec 2008, Santiago, Chile, 6 pp.* www.agricon.de/on-farm-research/theorie/geostatistik (20.04.2009).

BROWNIE, C.; KING, L.D. und DUBE, T.J. (2004): Longitudinal and spatial analysis applied to corn yield data from a long-term rotational trial. *Institute of Statistics, Mimeo Series No. 2559.* www.stat.nscu.edu/library/papers/rotations.pdf (11.03.2008).

BURNHAM, K.P. und ANDERSON, D.R. (1998): Model selection and inference. A practical information-theoretic approach. Springer.

CASANOVA, F.; MACCHIAVELLI, R. und BALZARINI, M. (2005): Error variation in multienvironmental peanut trials: within-trial spatial correlation and between trial heterogeneity. *Crop Science* 45, 1927-1933.

CASTRIGNANO, A.; BUTTAUFUOCO, G.; PISANTE, M. und VONELLA, A.V. (2005): How spatial and temporal variability can affect fertilization trial results. In STAFFORD, J.V. (Hrsg.): *Precision Agriculture '05. Proceedings of the 5th European Conference on Precision Agriculture (5ECPA), 9-12 June 2005, Uppsala (Sweden), 761-768.* Wageningen Academic Publishers, Netherlands.

CHMIELEWSKI, F.M. (2007): Folgen des Klimawandels für Land- und Forstwirtschaft. In: ENDLICHER, W. und GERSTENGARBE, F.W. (Hrsg.): Der Klimawandel – Einblicke, Rückblicke, Ausblicke. Potsdam-Institut für Klimafolgenforschung / Humboldt-Universität zu Berlin, 75-85. G&S Druck und Medien GmbH, Potsdam.

CORWIN, D.L. und LESCH, S.M. (2003): Application of soil electrical conductivity to precision agriculture: theory, principles and guidelines. *Agronomy Journal* 95, 455-471.

CULLIS, B.R. und GLEESON, A.C. (1991): Spatial analysis of field experiments: an extension to two dimensions. *Biometrics* 47, 1449-1460.

DAMMER, K.H. (2005): Demonstration der Langzeitwirkung bedarfsorientierter Fungizidbehandlung mit dem CROP-Meter. Bornimer Agrartechnische Berichte, Heft 41.

DAMMER, K.H. UND EHLERT, D. (2006): Variable-rate fungicide spraying in cereals using plant cover sensor. *Precision Agriculture* 7, 137-148.

DAMMER, K.H.; WOLLNY, J.; HAU, B.; VOLK, T. und WISCHKE, T. (2008): Grundlagen zum Pflanzenschutz im Precision Farming. In WERNER, A.; DREGER, F. und SCHWARZ, J. (Hrsg.): Informationsgeleitete Pflanzenproduktion mit Precision Farming als zentrale inhaltliche und technische Voraussetzung für eine nachhaltige Entwicklung der landwirtschaftlichen Nutzung – preagro II (Abschlussbericht), 261-289.

DELIN, S.; LINDÉN, B. und BERGLUND, K. (2005): Yield and protein response to fertilizer nitrogen in different parts of a cereal field: potential of site-specific fertilization. *European Journal of Agronomy* 22, 325-336.

DEMMELE, M. (2001): Ertragsermittlung im Mähdrescher. DLG-Merkblatt 303. Deutsche Landwirtschaftsgesellschaft (Hrsg.), Fachbereich Landtechnik, Ausschuss für Arbeitswirtschaft und Prozesstechnik, Frankfurt (Main).

DOBERMANN, A.; PING, J.L.; ADAMCHUK, V.I. SIMBAHAN, G.C. und FERGUSON, R.B. (2003): Classification of crop yield variability in irrigated production fields. *Agronomy Journal* 95, 1105-1120.

DOBERS, E.S. (2002): Methoden der Standorterkundung als Grundlage des DGPS-gestützten Ackerbaus. Dissertation, Georg-August Universität Göttingen.

DOMSCH, H. (Hrsg.) (2004): Entwicklung einer low-input Lösung für die teilflächenspezifische Bewirtschaftung im Betriebsmaßstab. Forschungsbericht des Leibniz-Instituts für Agrartechnik, Potsdam-Bornim.

DORMANN, C.F.; MCPHERSON, J.; ARAÚJO, M.B.; BIVAND, R.; BOLLIGER, J.; CARL, G.; DAVIES, R.G.; HIRZEL, A.; JETZ, W.; KISSLING, W.D.; KÜHN, I.; OHLEMÜLLER, R.; PERES-NETO, P.R.; REINEKING, B.; SCHRÖDER, B.; SCHURR, F.M. und WILSON, R. (2007): Methods to account for spatial autocorrelation in the analysis of species distributional data: a review. *Ecography* 30, 609-628.

DURLESSER, H. (1999): Bestimmung der Variation bodenphysikalischer Parameter in Raum und Zeit mit elektromagnetischen Induktionsverfahren. Dissertation, FAM-Bericht 35. Shaker, Aachen.

- EDMÉ, S.J.; TAI, P.Y.P. und MILLER, J.D. (2007): Relative efficiency of spatial analysis for non-replicated early-stage sugarcane field experiments. *Journal American Society of Sugarcane Technologists* 27, 89-104.
- EHLERT, D.; HAMMEN, V.C. und ADAMEK, R. (2003): On-line sensor pendulum-meter for determination of plant mass. *Precision Agriculture* 4, 139-148.
- EHLERT, D. und DAMMER, K.H. (2006): Wide-scale testing of the Crop-Meter for site-specific farming. *Precision Agriculture* 7, 101-115.
- FAIRFIELD-SMITH, H. (1938): An empirical law describing heterogeneity in the yields of agricultural crops. *Journal of Agricultural Science XXVIII*, Part 1, 1-23.
- FEDERER, W.T.; REYNOLDS, M. und CROSSA, J. (2001): Combining results from augmented designs over sites. *Agronomy Journal* 93, 389-395.
- FOLLETT, R.F.; SHAFER, S.R.; JAWSON, M.D. und FRANZLUEBBERS, A.J. (2005): Research and implementation needs to mitigate greenhouse gas emissions from agriculture in the USA. *Soil and Tillage Research* 83, 1, 159-166.
- GANDORFER, M.; WEIGERT, G.; AMON, H.; STICKSEL, E.; HEIßENHUBER, A. und WAGNER, P. (2004a): Ökonomische Analyse von Precision Farming Technologien im pflanzenbaulichen Versuchswesen. Referate der 25. GIL - Jahrestagung in Bonn 2004. Berichte der Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst- und Ernährungswirtschaft, Band 17, Bonn.
- GANDORFER, M.; MEYER-AURICH, A. und HEIßENHUBER, A. (2004b): Der Einsatz moderner Informationstechnologien im Pflanzenbau – ein Beispiel aus der teilflächenspezifischen Stickstoffdüngung. *Zeitschrift für Agrarinformatik* 2, 27-33.
- GEBBERS, R. und DOMSCH, H. (2007): YieldSweeper - Ein Programm zur Nachbearbeitung von Ertragsdaten im Precision Farming. In: *Agrarinformatik im Spannungsfeld zwischen Regionalisierung und globalen Wertschöpfungsketten* - 27. GIL Jahrestagung, Stuttgart, 83-86.
- GEISLER, G. (1988): *Pflanzenbau*. 2. Auflage, Paul Parey Verlag, Berlin und Hamburg.
- GODWIN, R.J.; WOOD, G.A.; TAYLOR, J.C.; KNIGHT, S.M. und WELSH, J.P. (2003): Precision farming of cereal crops: a review of six year experiment to develop management guidelines. *Biosystems Engineering* 84 (4) 375-391.
- GOŁASZEWSKI, J. (2002): Geostatistical approach to data from field experiments with check plots. *Electronic Journal of Polish Agricultural Universities* 5 (2) No. 6. www.ejpau.media.pl/volume5/issue2/agronomy/art-06.htm (26.05.2008).
- GOMEZ, K.A. und GOMEZ, A.A. (1984): *Statistical procedures for agricultural research*. 2nd edition. John Wiley & Sons.
- GONCALVES, E., ST. AUBUYN, A. und MARTINS, A. (2007): Mixed spatial models for data analysis of yield on large grapevine selection field trials. *Theoretical and Applied Genetics* 115, 653-663.
- GOOVAERTS, P. (1999): Geostatistics in soil science: state-of-the-art and perspectives. *Geoderma* 89, 1-45.

GOTWAY, C.A. und CRESSIE, N.A.C. (1990): A spatial analysis of variance to soil-water infiltration. *Water Resources Research* 26, 11, 2695-2703.

GRIFFIN, T. (2006): Decision-making from on-farm experiments: spatial analysis of precision agriculture data. Ph D thesis, Purdue University, West Lafayette, Indiana, USA.

GRIFFIN, T.W.; BROWN, J.P. und LOWENBERG-DEBOER, J. (2005): Yield monitor data analysis: data acquisition, management and analysis protocol. www.agriculture.purdue.edu/ssmc/publications/YieldDataAnalysis.pdf (19.02.2008).

HAASE, G. (1995): Riesa-Torgauer Elbtal. In: MANNSFELD, K. und RICHTER, H. (Hrsg.): *Naturräume in Sachsen. Forschungen zur deutschen Landeskunde*, Bd. 238, 51-53. Zentrallausschuß für deutsche Landeskunde, Selbstverlag, Trier.

HAINING, R. (1987): Spatial modelling and the statistical analysis of spatial data in human geography. *Mathématiques et sciences humaines* 99, 5-25.

HAMMEN, V.C. (2001): On-line sensing of cereal crop biomass. Dissertation, Humboldt-Universität zu Berlin.

HANEKLAUS, S. und SCHNUG, E. (2002): An agronomic, ecological and economic assessment of site-specific fertilization. *Landbauforschung Völkenrode* 52, 3, 123-133.

HANNS, B. (2008): YARA N-Sensor – Effekte der variablen N-Düngung. Agricon GmbH. www.n-sensor.de/effekte/ertrag (20.03.08).

HENGL, T.; GRUBER, S. und SHRESTHA, D.P. (2003): Digital terrain analysis in ILWIS. www.itc.nl/library/Papers_2003/misca/hengl_digital.pdf (22.03.2008).

HENRICHMANN, S. (2005): Sensorsysteme zur variablen Stickstoffdüngung - eine vergleichende Untersuchung unter Praxisbedingungen. Diplomarbeit, Fachhochschule Osnabrück.

HERBST, F. (2006): Gewichtiger Faktor. *Bauernzeitung*, 1, 18-19. Deutscher Bauernverlag, Berlin.

HIRSCHFELD, J.; WEIß, J.; PREIDL, M. und KORBUN, T. (2008): Klimawirkungen der Landwirtschaft in Deutschland. Schriftenreihe des IÖW 186/08, Berlin.

HONG, N.; WHITE, J.G.; GUMPERTZ, M.L. und WEISZ, R. (2005): Spatial analysis of precision agriculture treatments in randomised complete blocks: guidelines for covariance model selection. *Agronomy Journal* 97, 1082-1096.

HOOKS, T.; MARX, D.; KACHMAN, S.; PEDERSEN, J. und EIGENBERG, R. (2008): Analysis of covariance with spatially correlated secondary variables. *Revista Colombiana de Estadística*, 31, 1, 95-109.

HOULES, V.; GUERIF, M. und MARY, B. (2007): Elaboration of a nitrogen nutrition indicator for winter wheat based on leaf area index and chlorophyll content for making nitrogen recommendations. *European Journal of Agronomy* 27, 1-11.

HURLBERT, S.H. (1984): Pseudoreplication and the design of ecological field experiments. *Ecological Monographs* 54 (2) 187-211.

- HURLEY, T.M.; MALZER, G.L. und KILIAN, B. (2004): Estimating site-specific nitrogen crop response functions: A conceptual framework and geo-statistical model. *Agronomy Journal* 96, 1331-1343.
- HU, X.; SPILKE, J. und RICHTER, CH. (2006): The influence of spatial co-variances on the type I error and the power for different evaluation models. *Biometrical Letters* 43, 1, 19-37.
- IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change) (2006): IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories. Vol. 4, Agriculture, Forestry and Other Land Use, Chapter 11. <http://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006gl/vol4.htm> (27.11.2007).
- ISENSE, E.; THIESSEN, E. und TREUE, P. (2003): Mehrjährige Erfahrungen mit der teilflächenspezifischen Düngung und Ernte. *Agrartechnische Forschung* 9, 5, 50-63.
- JEUFFROY, M.H., NEY, B. und OURRY A. (2002): Integrated physiological and agronomic modelling of N capture and use within the plant. *Journal of Experimental Botany* 53, 370, Inorganic Nitrogen Assimilation Special Issue, 809–823.
- JOHNSON, D.H. (2006): The many faces of replication. *Crop Science*, 46, 2486-2491.
- JOHNSON, C.K.; ESKRIDGE, K.M.; WIENHOLD, B.J.; DORAN, J.W.; PETERSON, G.A. und BUCHLEITER, G.W. (2003): Precision mapping – Using electrical conductivity classification and within-field variability to design field-scale research. *Agronomy Journal* 95, 602-613.
- JOHNSON, C.K.; ESKRIDGE, K.M. und CORWIN, D.L. (2005): Apparent soil electrical conductivity: Applications for designing and evaluating field-scale experiments. *Computers and Electronics in Agriculture* 46, 181–202.
- JÜRSCHIK, P.; GIEBEL, A. und WENDROTH, O. (1999): Processing of point data from combine harvesters for precision farming. In STAFFORD, J.V. (Hrsg): *Precision Agriculture '99*, 297-307, Sheffield Academic Press, UK.
- KERSEBAUM, K.C.; LORENZ, K.; WENDROTH, O.; REUTER, H.I.; SCHWARZ, J. und JÜRSCHIK, P. (2001): Effects of site-specific nitrogen fertilization on nitrogen leaching – comparison of different strategies in arable fields based on observations and simulations. In: GRENIER, G. und BLACKMORE, S. (Hrsg.): *ECPA 2001. Proceedings of the 3rd European Conference of Precision Agriculture*, 18-20 June 2001, Montpellier (France), 683 – 688.
- KINCAID, C. (2005): Guidelines for selecting the covariance structure in mixed model analysis. Paper 198-30, *Proceedings of SUGI 30 Conference*, 10-13 April 2005, Philadelphia, Pennsylvania, USA. www2.sas.com/proceedings/sugi30/toc.html (19.02.2009).
- KISH, L. (1965). *Survey sampling*. John Wiley & Sons, New York.
- KNIGHTON, R.E. (2001): Setting Up On-Farm Experiments. In site-specific management guidelines SSMG-17. www.ppi-far.org (10.04.2005).
- KÜBLER, E. (1994): *Weizenanbau*. Verlag Eugen Ulmer, Stuttgart.

LAMBERT, D.M.; LOWENBERG-DEBOER, J. und BONGIOVANNI, R. (2004): A comparison of four spatial regression models for yield monitor data: A case study from Argentina. *Precision Agriculture* 5, 579-600.

LEGENDRE, P. (1993): Spatial autocorrelation: trouble or new paradigm? *Ecology* 74, 6, 1659-1673.

LEGENDRE, P.; DALE, M.R.T.; FORTIN, M.-J.; CASGRAIN, M.-J. und GUREVITCH, J. (2004): Effects of spatial structures on the results of field experiments. *Ecology* 85 (12) 3202-3214.

LEHMANN, E.; SCHMIDT T. und WAHL, F. (2008): Precision Farming - Aspekte der GPS-gestützten teilschlagspezifischen Bewirtschaftung. In: Landesforschungsanstalt für Landwirtschaft und Fischerei Mecklenburg-Vorpommern (Hrsg.): *Ökonomische Betrachtungen zur Situation der Landwirtschaft in Mecklenburg-Vorpommern - Beiträge der Betriebswirtschaft*, Heft 40, 48-72.

LEMAIRE, G.; RECOUS, S. und MARY, B. (2004): Managing residues and nitrogen in intensive cropping systems. New understanding of efficient recovery by crops. Precision farming – challenges and future directions. Proceedings of the 4th International Crop Science Congress "New directions for a diverse planet", 26 Sep-1 Oct 2004, Brisbane, Australia. www.cropscience.org.au

LIEDTKE, H. (2002): Namen und Abgrenzungen von Landschaften in der Bundesrepublik Deutschland. *Forschungen zur deutschen Landeskunde*, Bd. 239, 3. Aufl. Zentralkommission für deutsche Landeskunde, Selbstverlag, Trier.

LIMAU, F.; RECOUS, S.; MEYNARD, J.M. und GUCKERT, A. (1999): Relationship between rate of crop growth at date of fertilizer N and fate of fertilizer N applied to winter wheat. *Plant and Soil*, 214, 49-59.

LIMBRUNNER, B. und MAIDL, F.X. (2007): Non-contact measurement of the actual nitrogen status of winter wheat canopies by laser-induced chlorophyll fluorescence. In: STAFFORD, J.V. (Hrsg.): *Precision Agriculture '07*, Proceedings of the 6th European Conference on Precision Agriculture, 3-6 June 2007, Skiathos (Greece), 173-179. Wageningen Academic Publishers, Netherlands.

LITTELL, R.C.; PENDERGAST, J. und NATARAJAN, R. (2000): Modelling covariance structure in the analysis of repeated measures data. *Statistics in Medicine* 19, 1793-1819.

LITTELL, R.C. (2002): Analysis of unbalanced mixed model data: a case study comparison of ANOVA versus REML/GLS. *Journal of Agricultural, Biological and Environmental Statistics* 7, 4, 472-490.

LITTELL, R.C.; MILLIKEN, G.A.; STROUP, W.W.; WOLFINGER, R.D. und SCHABENBERGER, O. (2006): *SAS for mixed models*. 2nd edition. SAS Institute Inc., Cary, NC, USA.

LIU, Y.; SWINTON, S.M. und MILLER, N.R. (2006): Is site-specific yield response consistent over time? Does it pay? *American Journal of Agricultural Economics* 88 (2) 471-483.

LOCHOW, J. v. und SCHUSTER W. (1961): Anlage und Auswertung von Feldversuchen. DLG-Verlag, Frankfurt (Main).

LOUGHIN, T.M. (2006): Improved experimental design and analysis for long-term experiments. *Crop Science*, 46, 2492-2502.

LOWENBERG-DEBOER, J. (2002): Blocks vs. strips for on-farm experimentation. www.agriculture.purdue.edu/ssmc/Blocksvstrips.htm (27.05.2008).

LUND, E.D.; ADAMCHUK, V.I.; COLLINGS, K.L.; DRUMMOND, P.E. und CHRISTY, C.D. (2005): Development of soil pH and lime requirements maps using on-the-go soil sensors. In STAFFORD, J.V. (Hrsg.): Precision Agriculture '05. Proceedings of the 5th European Conference on Precision Agriculture, 9-12 June 2005, Uppsala (Sweden), 457-464. Wageningen Academic Publishers, Netherlands.

LÜTTICKEN, R. (1996): Realisierung des Raum-Zeit-Bezugs von Daten zur Umsetzung teilflächenspezifischer Bewirtschaftungsmaßnahmen im Pflanzenbau. Dissertation, Universität Hohenheim, Verlag W. und S. Koch, Stuttgart.

MAFRI (Manitoba Agriculture, Food and Rural Initiatives) (2006): Soil sampling strategies for site-specific management. www.gov.mb.ca/agriculture/soilwater/soilfert/fbd01s02.html (19.03.2008).

MALLARINO, A.P.; BERMUDEZ, M.; WITTRY, D.J. und HINZ, P.N. (2000): Alternative data management and interpretations for strip trials harvested with yield monitors. In ROBERT, P.C. ET AL.: Proceedings of the 5th International Conference on Site-Specific Management for Agricultural Systems. 16-19 Jul 2000, Bloomington, MN, USA. <http://extension.agron.iastate.edu> (16.10.2008).

MARTI, F.; ANKEN, T. und WALDER, R. (2007): Ortsspezifische N-Düngung im Getreidebau. Schweizerische Hochschule für Landwirtschaft SHL, SHL expertise.

MINASNY, B. und MCBRATNEY, A.B. (2005): The Matérn function as a general model for soil variograms. *Geoderma*, 128, 3-4, 192-207.

MITTLER, S. (2000): Ökovariabilität von Winterweizen unter Standortbedingungen Nordostdeutschlands. Dissertation, Humboldt-Universität zu Berlin. Cuvillier Verlag, Göttingen.

MODER, K. (1998): Vergleich verschiedener statistischer Analysen zur Ausschaltung von Bodeneinflüssen in Feldversuchen. *Die Bodenkultur* 49 (1), 3-11.

MÖLLER, K. (2009): Welche Intensität beim Stickstoff fahren? www.lwk-niedersachsen.de (23.01.2009).

MULLA, D.J.; BHATTI, A.U. und KUNKEL, R. (1990): Methods for removing spatial variability from field research trials. *Advances in Soil Science*, 13, 202-213.

MUDRA, A. (1949): Anleitung zur Durchführung und Auswertung von Feldversuchen nach neueren Methoden. Hirzel Verlag, Leipzig.

NAFZIGER, E.D. (2003): On-Farm Research. Chapter 21, Illinois Agronomy Handbook. University of Illinois, Urbana-Champaign. iah.aces.uiuc.edu/pdf/Agronomy_HB/21chapter.pdf (26.05.2008).

NOACK, P.O.; MUHR, T.; SCHÖNFELDER, M.; KUTSCHERA, J.; HANCOCK, P. und SELIGE, T. (2007): Evaluation of digital terrain models derived from data collected with RTK-GPS based automatic steering systems using a high precision laser scanner. In STAFFORD, J.V. (Hrsg.): Precision Agriculture '07. Proceedings of the 6th European Conference on Precision Agriculture, 3-6 June 2007, Skiathos (Greece), 233-240. Wageningen Academic Publishers.

PATTERSON, H.D. und THOMPSON, R. (1971): Recovery of interblock information when block sizes are unequal. *Biometrika*, 58, 545-554.

PAPADAKIS, J.S. (1937): Méthode statistique pour de expériences sur champ. *Bulletin de l'Institut d'Amélioration des Plantes á Salonique* No. 23.

PAYNE, R.W. (2006): New and traditional methods for the analysis of unreplicated experiments. *Crop Science* 46, 2476-2481.

PIEPHO, H.P. ; RICHTER, C. und WILLIAMS, E. (2008) : Nearest neighbour adjustment and linear variance models in plant breeding trials. *Biometrical Journal* 50, 2, 164–189.

PIK (Potsdam-Institut für Klimafolgenforschung) (2008): www.pik-potsdam.de/infothek/sakularstation/messwerte/klima-zeit-reihen (30.05.2008).

PING , J.L. und DOBERMANN, A. (2005): Processing of yield map data. *Precision Agriculture* 6, 193–212.

PIRINGER, G. und STEINBERG, L.J. (2006): Reevaluation of energy use in wheat production in the United States. *Journal of Industrial Ecology*, 10, 149-167.

RANGEL, T.F.L.V.B., DINIZ-FILHO, J.A.F. und BINI, L.M. (2006): Towards an integrated computational tool for spatial analysis in macroecology and biogeography. *Global Ecology and Biogeography* 15, 321–327.

RAUN, W.R. und JOHNSON, G.V. (1999): Improving nitrogen efficiency for cereal production. *Agronomy Journal* 91, 357-363.

RECKLEBEN, Y. (2004): Innovative Echtzeitsensorik zur Bestimmung und Regelung der Produktqualität von Getreide während des Mähdruschs. Dissertation, Christian-Albrechts-Universität zu Kiel.

REUTER, H.I. (2004): Spatial crop and soil landscape processes under special consideration of relief information in a loess landscape. Dissertation, Universität Hannover.

REYNOLDS, D.H. (1998): The modifiable areal unit problem: empirical analysis by statistical simulation. Ph D thesis, University of Toronto.

RIBEIRO JR., P.J.; CHRISTENSEN, O.F. und DIGGLE, P.J. (2003): Geostatistical software - geoR and geoRglm. DSC 2003 Working Papers (Draft Versions). <http://www.ci.tuwien.ac.at/Conferences/DSC-2003/> (03.03.2009).

RICHTER C.; KUZYAKOVA, I. und KROSCHEWSKI, B. (1997): Trendidentifikation und Heterogenität in beprobten Flächen. *Zeitschrift für Agrarinformatik* 3, 60-70.

RICHTER, C. und KROSCHEWSKI, B. (2006a): Analysis of a long-term experiment repeated-measurement models. *Journal of Agronomy and Crop Science* 192, 55-71.

- RICHTER, C. und KROSCHEWSKI, B. (2006b): Some considerations on the use of geostatistical methods in agricultural field trials. Part II: Comparison of theoretical considerations with results from real data. *Biometrical Letters* 43, 2, 67-77.
- RICHTER, C.; KROSCHEWSKI, B.; MICHEL, V. und ZENK, A. (2007): Analysis of standard designs using spatial models. In BLEIHOLDER, H. und PIEPHO, H.P. (Hrsg.): "Agricultural Field Trials – Today and Tomorrow", Proceedings of the International Symposium, 8.-10.10.2007, Stuttgart-Hohenheim, 176-181. Grauer, Beuren, Stuttgart.
- RUSER, R.; KAMP, T.; CHOUDRY, K.; HERA, U. und RÖTZER, T. (2008): N₂O-Freisetzung aus landwirtschaftlich genutzten Böden in Zusammenhang mit der N-Düngung und Landbewirtschaftung sowie Vermeidungsoptionen. In Umweltbundesamt (UBA) (Hrsg.): UBA-Workshop „Böden im Klimawandel – Was tun?!“ am 22./23.01.2008, S. 79-84. Texte 25/08, Dessau.
- RÜTHER, H. und SPECHT, G. (1956): Feldversuche in der landwirtschaftlichen Praxis. Akademie-Verlag, Berlin.
- SAS Institute (2003): SAS/STAT user's guide. SAS Institute Inc., Cary, NC, USA.
- SATTERTHWAITE, F.E. (1946): An approximate distribution of estimates of variance components. *Biometrics* 2, 110-114.
- SCHABENBERGER, O. und GOTWAY, C.A. (2005): Statistical methods for spatial data analysis. Chapman and Hall/CRC Press, Boca Raton, Florida, USA.
- SCHABENBERGER, O. und PIERCE, F.J. (2002): Contemporary statistical models for the plant and soil sciences. CRC Press, Boca Raton, Florida, USA.
- SCHEPERS, A.R.; SHANAHAN, J.F.; LIEBIG, M.A., SCHEPERS, J.S.; JOHNSON, S.H. und LUCHIARI, A. (2004): Appropriateness of management zones for characterizing spatial variability of soil properties and irrigated corn yields across years. *Agronomy Journal* 96, 195-203.
- SCHMIDT, F. und GEBBERS, R. (2000): Erstellung und Auswertung von digitalen Geländemodellen. Beitrag zum 3. Rostocker GPS-Tag am 16.03.2000. http://home.arcor.de/f_schmidt/GPS_Tag2000.htm (15.04.2005).
- SCHNEIDER, M. (2005): Ökonomische Potentiale von Precision Farming. Diplomarbeit, Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg.
- SCHNEIDER, M., SPILKE, J. und WAGNER, P. (2007): Evaluation of on-farm field trials – the example of site-specific nitrogen fertilization trials. In BLEIHOLDER, H. und PIEPHO, H.P. (Hrsg.): "Agricultural Field Trials – Today and Tomorrow", Proceedings of the International Symposium, 8.-10.10.2007, Stuttgart-Hohenheim, 209-214. Grauer, Beuren, Stuttgart.
- SCHNEIDER, M. und WAGNER, P. (2008): Ökonomische Effekte der teilflächenspezifischen Bewirtschaftung auf betrieblicher Ebene. In WERNER, A.; DREGER, F. und SCHWARZ, J. (Hrsg.): Informationsgeleitete Pflanzenproduktion mit Precision Farming als zentrale inhaltliche und technische Voraussetzung für eine nachhaltige Entwicklung der landwirtschaftlichen Nutzung – preagro II (Abschlussbericht), 401-438.

- SCHWARZBACH, E. (1984): A new approach in the evaluation of field trials. *Vorträge für Pflanzenzüchtung* 6, 249-259.
- SCOTFORD, I.M. und MILLER, P.C.H. (2005): Application of spectral reflectance techniques in Northern European cereal production: A review. *Biosystems Engineering* 90 (3) 235-250.
- SEBOLAI, B.; PEDERSEN, J.F.; MARX, D.B. und BOYKIN, D.L. (2005): Effect of control plot density, control plot arrangement, and assumption of random or fixed effects on nonreplicated experiments for germplasm screening using spatial models.
- SERRANO, L.; FILELLA, I. und PENUELAS, J. (2000): Remote sensing of biomass and yield of winter wheat under different nitrogen supplies. *Crop Science*, 40, 723-731.
- SHANAHAN, J.F.; KITCHEN, N.R.; RAUN, W.R. und SCHEPERS, J.S. (2008): Responsive in-season nitrogen management for cereals. *Computers and Electronics in Agriculture* 61, 51-62.
- SINGH, M.; OWEIS, T.; PALA, M. und SARKER, A. (2006): Tempo-spatial covariance structure of lentil yield and water use efficiency from supplemental irrigation trials. *Environmetrics* 17, 753-762.
- SLL (Sächsische Landesanstalt für Landwirtschaft) (Hrsg.) (2007): Umsetzung der Düngeverordnung – Hinweise und Richtwerte für die Praxis.
- SNEDECOR, G.W. (1946): Statistical methods. 4th edition, Iowa State Press, Ames, Iowa, USA.
- SOLARI, F. (2006): Developing a crop based strategy for on-the-go nitrogen management in irrigated cornfields. Ph D thesis, University of Nebraska, USA.
- SOOBY, J. (2001): On-Farm Research Guide. Organic Farming Research Foundation. ofrf.org/grants/on-farm_research_guide.pdf (08.04.2005).
- STEINMAYR, T. (2002): Fehleranalyse und Fehlerkorrektur bei der lokalen Ertragsermittlung im Mähdrescher zur Ableitung eines standardisierten Algorithmus für die Ertragskartierung. Dissertation, TU München.
- STROUP, W.W. (2002): Power analysis based on spatial effects mixed models: a tool for comparing design and analysis strategies in the presence of spatial variability. *Journal of Agricultural, Biological, and Environmental Statistics* 7, 491–511.
- STROUP, W.W.; BAENZIGER, P.S. und MULITZE, D.K. (1994): Removing spatial variation from wheat trials: a comparison of methods. *Crop Science* 86, 62-66.
- SUDDUTH, K.A. und DRUMMOND, S.T. (2007): Yield Editor – Software for removing errors from crop yield maps. *Agronomy Journal* 99, 1471-1482.
- TAYLOR, J.A.; MCBRATNEY, A.B. und WHELAN, B.M. (2007): Establishing management classes for broadacre agricultural production. *Agronomy Journal* 99, 1366-1376.

THÖLE, H.; RICHTER, C.; KROSCHEWSKI, B. und EHLERT, D. (2007a): Analysis of nitrogen fertilization on-farm trials using mixed linear models. In Bleiholder H, Piepho HP (Hrsg.): "Agricultural Field Trials – Today and Tomorrow", Proceedings of the International Symposium, 8.-10.10.2007, Stuttgart-Hohenheim, 232-237. Grauer, Beuren, Stuttgart.

THÖLE, H.; RICHTER, C.; KROSCHEWSKI, B. und EHLERT, D. (2007b): Analysis of site-specific N-fertilization on-farm trials under assumption of spatial covariance structures. *Agricultural Engineering Research* 13, 6, 207-213.

THÖLE, H. (2008): Nitrogen fertilization of cereal crops under Eastern German conditions. In: JEZIERSKA-THÖLE, A. und KOZLOWSKI, L. (Hrsg.): *Gospodarka przestrzenna – w strefie kontinuum miejsko-wiejskiego w Polsce*. Wydawnictwo Naukowe Uniwersytetu Mikołaja Kopernika, 449-460.

THÖLE, H. und EHLERT, D. (2008): Praktische Erprobung und Einführung von sensorgestützten Verfahren der Düngung und des Pflanzenschutzes zur Verbesserung von Umweltverträglichkeit, Nachhaltigkeit und Wirtschaftlichkeit in der Getreide- und Grünfütterproduktion. Abschlussbericht eines UM-Projekts der Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung. Eigenverlag, Leibniz-Institut für Agrartechnik Potsdam-Bornim e.V.

THOMAS, E. (2006): *Feldversuchswesen*. Ulmer, Stuttgart.

THOMAS, E. und STRESSMANN, U. (1972): Auswertung von Standardversuchen mittels Ausgleichspolynom. *Archiv für Acker- und Pflanzenbau und Bodenkunde* 16, 9, 655-663.

TODD, J. (Hrsg.) (1997): *Iowa Commercial Pesticide Applicator Manual. Demonstration and Research. Category 10. CS 25*, Iowa State University Extension. www.extension.iastate.edu/Publications/CS25.pdf (07.04.2005).

UBA (Umweltbundesamt, Hrsg.) (2005): *Climate Change – Die Zukunft in unseren Händen. 21 Thesen zur Klimaschutzpolitik des 21. Jahrhunderts und ihre Begründungen*. Dessau. <http://www.umweltbundesamt.de>

WENKEL, K.O.; GEBBERS, R.I.B.; BROZIO, S.; SCHAAK, G. und SIMCHEN, H. (2001): German decision support systems for site-specific P, K, Mg-fertilization – state of the art and further developments. In: GRENIER, G. und BLACKMORE, S. (Hrsg.): *ECPA 2001. Proceedings of the 3rd European Conference of Precision Agriculture*, 18-20 Juni 2001, Montpellier (France), 749-754.

WHELAN, B.M. und MCBRATNEY, A.B. (2000): The “null hypothesis” of precision agriculture management. *Precision Agriculture* 2, 265- 279.

WHELAN, B.M., MCBRATNEY, A.B. und STEIN A. (2003): On-farm experiments for precision agriculture. In STAFFORD, J.V. und WERNER, A. (Hrsg.): *Proceedings of the 4th European Conference of Precision Agriculture*, Berlin, 731-737. Wageningen Academic Publishers, Netherlands.

WILKINSON, G.N.; ECKERT, R.; HANCOCK, T.W. und MAYO, O. (1983): Nearest Neighbour Analysis of field experiments. *Journal of the Royal Statistical Society B* 45, 151-211.

WILBOIS, K.P.; SCHWAB, A.; FISCHER, A.; BACHINGER, J.; PALME, S.; PETERS, H. und DONGUS, S. (2004): Leitfaden für Praxisversuche. Eine Anleitung zur Planung, Durchführung und Auswertung von Praxisversuchen. Forschungsinstitut für biologischen Landbau (FiBL), Frankfurt (M).

WILLERS, J.L.; MILLIKEN, G.A.; JENKINS, J.N.; O'HARA, C.; GERARD, P.D.; REYNOLDS, D.B.; BOYKIN, D.L.; GOOD, P.V. und HOOD, K.B. (2008): Defining the experimental unit for the design and analysis of site-specific experiments in commercial cotton fields. *Agricultural Systems* 96, 237-249.

WITTIG, T.A. und WICKS III, Z.W. (2001): Simple on-farm comparisons. Site-Specific Management Guidelines SSMG-18. www.ppi-far-org. (22.06.2008).

WOLLNY, J.; DAMMER, K.H.; HAU, B.; VOLK, T. und WISCHKE, T. (2007): Site –specific disease control in wheat by combining the Crop-Meter with the decision support system proPlant. In STAFFORD, J.V. (Hrsg.): Precision Agriculture '07, 783-789. Proceedings of the 6th European Conference on Precision Agriculture (6ECPA), 3-6 June 2007, Skiathos, (Greece). Wageningen Academic Publishers, Netherlands.

WONG, M.T.F., ASSENG, S. und ZHANG, H. (2005). Precision agriculture improves efficiency of nitrogen use and minimises its leaching at within-field to farm scales. In STAFFORD, J.V. (Hrsg.): Precision Agriculture '05. Proceedings of the 5th European Conference on Precision Agriculture, 9-12 June 2005, Uppsala (Sweden), 969-976. Wageningen Academic Publishers, Netherlands.

WU, T. und DUTILLEUL, P. (1999): Validity and efficiency of neighbour analyses in comparison with classical complete and incomplete block analyses of field experiments. *Agronomy Journal* 91, 721-731.

YANG, R.C.; YE, T.Z.; BLADE, S.F. und BANDARA, M. (2004): Efficiency of spatial analysis of field pea variety trials. *Crop Science* 44, 49-55.

ZARCO-TEJADA, P.J.; USTIN, S.L. und WHITING, M.L. (2005): Temporal and spatial relationships between within-variability in cotton and high-spatial hyperspectral remote sensing imagery. *Agronomy Journal* 97, 641-653.

ZIMMERMAN, L.D. und HARVILLE, D.H. (1991): A random field approach to the analysis of field-plot experiments and other spatial experiments. *Biometrics* 47, 223-239.

ZORN, W.; HEß, H.; ALBERT, E.; KOLBE, H.; KERSCHBERGER, M. und FRANKE, G. (2007): In: Thüringer Landesanstalt für Landwirtschaft (ed.): Düngung nach "Guter fachlicher Praxis". Heft 7/2007 der Schriftenreihe "Landwirtschaft und Landschaftspflege in Thüringen".

Tabellenverzeichnis

Tab. 1: Wichtige Einflüsse auf die Qualität von Ertragsdaten und deren Ursachen.....	20
Tab. 2: Teilung der N-Düngung im Getreide nach Entwicklungsstadien	22
Tab. 3: Beschreibung der Versuchsschläge	38
Tab. 4: Produktionstechnische Daten der On-Farm-Versuche.....	39
Tab. 5: Teilung der mineralischen N-Düngung in den On-Farm Versuchen.....	41
Tab. 6: Kombination von Aggregationsform und Stratifizierung	50
Tab. 7: Stratabezogene Modellierung von Nullmodellen und räumlichen Modellen für die Aggregationsformen „Block-Kriging bzw. Moving Average“	56
Tab. 8: Stratabezogene Modellierung von Nullmodellen und räumlichen Modellen für die Aggregationsform „Mittelwertbildung und Rasterbezug“	56
Tab. 9: Schichtung der Ertragsdaten nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging, Schlag „Krummes Land“; einheitliche N-Düngung: 41 kg N ha ⁻¹)	60
Tab. 10: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Krummes Land“)	61
Tab. 11: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Krummes Land“)	62
Tab. 12: Schichtung der Ertragsdaten nach Düngungsalgorithmus (Aggregations form: Block-Kriging, Schlag „Krummes Land“, einheitliche N-Düngung: 41 kg N ha ⁻¹)	62
Tab. 13: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung:Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Krummes Land“)	63
Tab. 14: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Krummes Land“)	63
Tab. 15: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum (Aggregations form: Raster; Schlag „Krummes Land“, einheitl. N-Düngung: 41 kg N ha ⁻¹)	64

Tab. 16: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster; Schlag „Krummes Land“)	65
Tab. 17: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Krummes Land“)	68
Tab. 18: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Krummes Land“)	68
Tab. 19: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Krummes Land“)	69
Tab. 20: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Krummes Land“)	70
Tab. 21: Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum (Aggregationsform: Moving Average, Schlag „Riesterstück“, einheitliche N-Düngung: 40 kg N ha ⁻¹)	73
Tab. 22: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Moving Average; Schlag „Riesterstück“)	74
Tab. 23: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum (Aggregationsform: Moving Average; Schlag „Riesterstück“, einheitliche N-Düngung: 40 kg N ha ⁻¹)	75
Tab. 24: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Moving Average; Schlag „Riesterstück“)	75
Tab. 25: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum (Aggregationsform: Raster; Schlag „Riesterstück“, einheitliche N-Düngung: 40 kg N ha ⁻¹)	76
Tab. 26: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster; Schlag „Riesterstück“)	76

Tab. 27: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Moving Average; Schlag „Riesterstück“)	79
Tab. 28: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Moving Average; Schlag „Riesterstück“)	80
Tab. 29: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Riesterstück“)	80
Tab. 30: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Riesterstück“)	81
Tab. 31: Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging, Schlag „Streitländer“, einheitliche N-Düngung: 68 kg N ha ⁻¹)	84
Tab. 32: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Streitländer“)	84
Tab. 33: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Streitländer“)	85
Tab. 34: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Streitländer“, einheitliche N-Düngung: 68 kg N ha ⁻¹)	86
Tab. 35: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Streitländer“)	86
Tab. 36: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Streitländer“)	87
Tab. 37: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum (Aggregationsform: Raster; Schlag „Streitländer“, einheitliche N-Düngung: 68 kg N ha ⁻¹)	87
Tab. 38: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster; Schlag „Streitländer“)	88

Tab. 39: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregation: Block-Kriging; Schlag „Streitländer“)	91
Tab. 40: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Streitländer“)	91
Tab. 41: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregation: Raster; Schlag „Streitländer“)	92
Tab. 42: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Streitländer“)	93
Tab. 43: Schichtung der Erträge nach Bestandsheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging, Schlag „Nr. 352“, einheitliche N-Düngung: 54 kg N ha ⁻¹)	95
Tab. 44: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Nr. 352“)	96
Tab. 45: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Nr. 352“)	97
Tab. 46: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus (Aggregationsform: Block-Kriging, Schlag „Nr. 352“, einheitliche N-Düngung: 54 kg N ha ⁻¹)	97
Tab. 47: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Nr. 352“)	98
Tab. 48: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Nr. 352“)	98
Tab. 49: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Nr. 352“)	99
Tab. 50: Schichtung der Erträge nach Düngungsalgorithmus und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum (Aggregationsform: Raster; Schlag „352“; einheitliche N-Düngung: 54 kg N ha ⁻¹)	99
Tab. 51: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster; Schlag „Nr. 352“)	100

Tab. 52: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Nr. 352“)	103
Tab. 53: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Schlag Nr. 352“)	103
Tab. 54: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Nr. 352“)	104
Tab. 55: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Nr. 352“)	104
Tab. 56: Schichtung der Erträge nach Bodenheterogenität (Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)	107
Tab. 57: Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum ohne und mit Gewichtung (Schichtung: Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)	107
Tab. 58: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)	108
Tab. 59: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)	108
Tab. 60: Schichtung der Erträge nach Bodenheterogenität und Vergleich der Nullmodelle und der besten räumlichen Modelle pro Stratum (Aggregationsform: Raster; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)	109
Tab. 61: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bodenheterogenität; Aggregationsform: Raster; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)	109
Tab. 62: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)	110
Tab. 63: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Block-Kriging; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)	110

Tab. 64: Modellvergleich von Trendmodellen, räumlichen Modellen und der Kombination von räumlichen Trends und Autokorrelationen mit einem Nullmodell (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Dobbrikower Straße rechts“)	111
Tab. 65: Koeffizienten der Trendmodelle mit und ohne Autokorrelation (keine Schichtung; Aggregationsform: Raster; Schlag „Krummes Land“)	112
Tab. 66: Ökonomische Effekte der teilflächenspezifischen N-Düngung	127

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1: Messprinzip des Crop-Meters und Ansicht im Traktor-Frontanbau	17
Abb. 2: Verlauf eines steigenden und fallenden Applikationsalgorithmus.....	19
Abb. 3: Schema einer Langparzellenanlage	26
Abb. 4: Prinzip eines Variogramms	32
Abb. 5: Kerndrusch mit Mähdrescher und Ertragskartierung in einem Düngungsprüfglied	44
Abb. 6: Darstellung von Punktdaten im GIS (Schema)	46
Abb. 7: Analyseschritte bei der Anpassung des besten Modells im zweiten Ansatz.....	57
Abb. 8: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Beträge der Mittelwert-Differenzen aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Krummes Land“	58
Abb. 9: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Standardabweichungs-Quotienten aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Krummes Land“	59
Abb. 10: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging)	66
Abb. 11: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenmasse der variablen N- Düngung (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging)	67
Abb. 12: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Beträge der Mittelwert-Differenzen aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Riesterstück“	71
Abb. 13: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Standardabweichungs-Quotienten aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Riesterstück“	72
Abb. 14: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Moving Average)	77
Abb. 15: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenbestand der variablen N- Düngung (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Moving Average).....	78
Abb. 16: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Beträge der Mittelwert-Differenzen aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Streitländer“	82

Abb. 17: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Standardabweichungs-Quotienten aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Streitländer“	83
Abb. 18: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Block-Kriging)	89
Abb. 19: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenbestand der variablen N-Düngung (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Block-Kriging)	90
Abb. 20: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Beträge der Mittelwert-Differenzen aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Schlag 352“	94
Abb. 21: Einfluss der Pseudoblock-Fläche auf die relativen Häufigkeitsverteilungen der Standardabweichungs-Quotienten aus Pendelwinkeln der einheitlichen und teilflächenspezifischen N-Düngung auf dem Schlag „Schlag 352“	95
Abb. 22: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Block-Kriging)	101
Abb. 23: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenbestand der variablen N-Düngung (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Block-Kriging)	102
Abb. 24: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Block-Kriging)	106
Abb. 25: Einfluss von N-Preis, N-Einsparung und Getreidepreis auf die ökonomisch relevante Ertragsdifferenz im On-Farm-Versuch	126

Verzeichnis der Tabellen im Anhang

Tab. A 1: Variogramm-Modelle der Boden-Leitfähigkeit (EC25; Interpolation auf Winkel-Positionen)

Tab. A 2: Variogramm-Modelle der Boden-Leitfähigkeit (EC25; Interpolation auf Raster-Mittelpunkt)

Tab. A 3: Beschreibende Statistik für Winkel und Erträge (Schlag „Krummes Land“)

Tab. A 4: Variogramm-Modelle der Ertragswerte (Schlag „Krummes Land“)

Tab. A 5: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)

Tab. A 6: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 7, ohne Gewichtung)

Tab. A 7: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)

Tab. A 8: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 7, mit Gewichtung)

Tab. A 9: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)

Tab. A 10: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)

Tab. A 11: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster, Klassen 1 bis 4)

Tab. A 12: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)

Tab. A 13: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)

- Tab. A 14: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)
- Tab. A 15: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)
- Tab. A 16: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 17: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Krummes Land“)
- Tab. A 18: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Krummes Land“)
- Tab. A 19: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 1)
- Tab. A 20: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 2)
- Tab. A 21: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 3)
- Tab. A 22: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 4)
- Tab. A 23: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 5)
- Tab. A 24: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster, Teil 1)
- Tab. A 25: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster, Teil 2)
- Tab. A 26: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster, Teil 3)
- Tab. A 27: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster, Teil 4)
- Tab. A 28: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster, Teil 5)

- Tab. A 29: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging)
- Tab. A 30: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 31: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Krummes Land“)
- Tab. A 32: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging)
- Tab. A 33: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 34: Beschreibende Statistik für Winkel und Erträge (Schlag „Riesterstück“)
- Tab. A 35: Variogramm-Modelle der Ertragswerte (Schlag „Riesterstück“)
- Tab. A 36: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Moving Average, Klassen 1 bis 4)
- Tab. A 37: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Moving Average, Klassen 5 bis 8)
- Tab. A 38: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Moving Average, Klassen 9)
- Tab. A 39: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Moving Average, Klassen 1 bis 4)
- Tab. A 40: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Moving Average, Klassen 5 bis 6)
- Tab. A 41: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster; Klassen 1 bis 4)
- Tab. A 42: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Moving Average)
- Tab. A 43: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Moving Average)

- Tab. A 44: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 45: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Moving Average, Teil 1)
- Tab. A 46: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Moving Average, Teil 2)
- Tab. A 47: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Moving Average, Teil 3)
- Tab. A 48: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Moving Average, Teil 4)
- Tab. A 49: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Moving Average, Teil 5)
- Tab. A 50: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Raster, Teil 1)
- Tab. A 51: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Raster, Teil 2)
- Tab. A 52: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Raster, Teil 3)
- Tab. A 53: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Raster, Teil 4)
- Tab. A 54: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Raster, Teil 5)
- Tab. A 55: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Moving Average)
- Tab. A 56: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 57: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Riesterstück“)
- Tab. A 58: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Moving Average)
- Tab. A 59: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Raster)

Tab. A 60: Beschreibende Statistik für Winkel und Erträge (Schlag „Streitländer“)

Tab. A 61: Variogramm-Modelle der Ertragswerte (Schlag „Streitländer“)

Tab. A 62: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)

Tab. A 63: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 8, ohne Gewichtung)

Tab. A 64: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 9 bis 10, ohne Gewichtung)

Tab. A 65: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)

Tab. A 66: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 8, mit Gewichtung)

Tab. A 67: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 9 bis 10, mit Gewichtung)

Tab. A 68: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)

Tab. A 69: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)

Tab. A 70: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster, Klassen 1 bis 4)

Tab. A 71: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)

- Tab. A 72: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)
- Tab. A 73: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)
- Tab. A 74: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)
- Tab. A 75: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 76: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Streitländer“)
- Tab. A 77: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Streitländer“)
- Tab. A 78: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“, Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 1)
- Tab. A 79: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“, Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 2)
- Tab. A 80: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“, Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 3)
- Tab. A 81: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“, Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 4)
- Tab. A 82: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“, Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 5)
- Tab. A 83: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“, Aggregationsform: Raster, Teil 1)
- Tab. A 84: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“, Aggregationsform: Raster, Teil 2)
- Tab. A 85: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“, Aggregationsform: Raster, Teil 3)

- Tab. A 86: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Raster, Teil 4)
- Tab. A 87: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Raster, Teil 5)
- Tab. A 88: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Block-Kriging)
- Tab. A 89: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 90: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle mit und ohne Trendmodelle (Schlag „Streitländer“)
- Tab. A 91: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Streitländer“, Aggregationsform: Block-Kriging)
- Tab. A 92: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Streitländer“, Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 93: Beschreibende Statistik für Winkel und Erträge (Schlag „Nr. 352“)
- Tab. A 94: Variogramm-Modelle der Ertragswerte (Schlag „Nr. 352“)
- Tab. A 95: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)
- Tab. A 96: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 7, ohne Gewichtung)
- Tab. A 97: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)
- Tab. A 98: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 7, mit Gewichtung)
- Tab. A 99: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)
- Tab. A 100: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 6, ohne Gewichtung)

- Tab. A 101: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)
- Tab. A 102: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 6, mit Gewichtung)
- Tab. A 103: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster, Klassen 1 bis 4)
- Tab. A 104: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster, Klassen 5 bis 6)
- Tab. A 105: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)
- Tab. A 106: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)
- Tab. A 107: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)
- Tab. A 108: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)
- Tab. A 109: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 110: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Nr. 352“)
- Tab. A 111: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“, Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 1)
- Tab. A 112: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“, Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 2)

- Tab. A 113: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 3)
- Tab. A 114: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 4)
- Tab. A 115: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 5)
- Tab. A 116: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Raster, Teil 1)
- Tab. A 117: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Raster, Teil 2)
- Tab. A 118: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Raster, Teil 3)
- Tab. A 119: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Raster, Teil 4)
- Tab. A 120: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Raster, Teil 5)
- Tab. A 121: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen (Schlag „Nr.352“; Aggregationsform: Block-Kriging)
- Tab. A 122: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 123: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle mit und ohne Trendmodelle (Schlag „Schlag 352“)
- Tab. A 124: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Nr. 352“, Aggregationsform: Block-Kriging)
- Tab. A 125: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Nr. 352“, Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 126: Beschreibende Statistik für Winkel und Erträge (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“)
- Tab. A 127: Variogramm-Modelle der Erträge (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“)
- Tab. A 128: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)

- Tab. A 129: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)
- Tab. A 130: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klasse 5 ohne und mit Gewichtung)
- Tab. A 131: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Raster, Klassen 1 bis 4)
- Tab. A 132: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)
- Tab. A 133: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)
- Tab. A 134: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 135: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 1)
- Tab. A 136: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 2)
- Tab. A 137: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 3)
- Tab. A 138: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 4)
- Tab. A 139: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 5)
- Tab. A 140: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Aggregationsform: Raster, Teil 1)
- Tab. A 141: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Aggregationsform: Raster, Teil 2)
- Tab. A 142: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Aggregationsform: Raster, Teil 3)

- Tab. A 143: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Raster, Teil 4)
- Tab. A 144: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Raster, Teil 5)
- Tab. A 145: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen (Dobbrikower Str. rechts; Aggregationsform: Block-Kriging)
- Tab. A 146: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen (Dobbrikower Str. rechts; Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 147: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Aggregationsform: Block-Kriging)
- Tab. A 148: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Aggregationsform: Raster)
- Tab. A 149: Übersicht über die gewählten Ansätze in den Modellrechnungen

Verzeichnis der Abbildungen im Anhang

Abb. A 1: Witterungsverlauf am Potsdamer Telegrafenberg im Jahr 2005

Abb. A 2: Witterungsverlauf am Potsdamer Telegrafenberg im Jahr 2006

Abb. A 3: Witterungsverlauf am Potsdamer Telegrafenberg im Jahr 2007

Abb. A 4: Design des Streifenversuchs auf dem Schlag „Krummes Land“ (Staritz)

Abb. A 5: Design des Streifenversuchs auf dem Schlag „Riesterstück“ (Staritz)

Abb. A 6: Design des Streifenversuchs auf dem Schlag „Streitländer“ (Niedergörsdorf)

Abb. A 7: Design der Streifenversuche auf den Schlägen „Nr. 352“ und „Dobbrikower Str. rechts“ (Wittbrietzen)

Abb. A 8: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenmasse der variablen N-Düngung (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster)

Abb. A 9: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster)

Abb. A 10: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenmasse der variablen N-Düngung (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Raster)

Abb. A 11: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Raster)

Abb. A 12: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenmasse der variablen N-Düngung (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Raster)

Abb. A 13: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Raster)

Abb. A 14: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenmasse der variablen N-Düngung (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Raster)

Abb. A 15: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Raster)

Abb. A 16: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Raster)

Tab. A 1: Variogramm-Modelle der Boden-Leitfähigkeit (EC25; Interpolation auf Winkel-Positionen)

Schlag	Modell	Nugget- Varianz (mS ² m ⁻²)	Sill- Varianz (mS ² m ⁻²)	Range (m)	RSS ¹⁾	Lag / Abstände (m)	R ² Kreuz- val. ²⁾
Streitländer	exp	0,01	23,17	139,5	6,62	200 / 10	0,970
Krummes Land	sph	0,10	77,05	174,6	58,1	200 / 10	0,994
Schlag 352	exp	2,92	26,71	244,5	5,41	400 / 10	0,920
Riesterstück	exp	0,80	85,68	302,7	43,2	300 / 20	0,981
Dobbrik. Str. rechts	exp	1,64	15,84	197,4	3,89	200 / 10	0,929

¹⁾ RSS = residual sum of squares; ²⁾ Kreuzvalidierung

Tab. A 2: Variogramm-Modelle der Boden-Leitfähigkeit (EC25; Interpolation auf Raster-Mittelpunkt)

Schlag	Modell	Nugget- Varianz (mS ² m ⁻²)	Sill- Varianz (mS ² m ⁻²)	Range (m)	RSS ¹⁾	Lag / Abstände (m)	R ² Kreuz- val. ²⁾
Streitländer	exp	0,01	27,82	135,0	9,15	300 / 20	0,970
Krummes Land	sph	0,1	76,09	170,9	34,8	300 / 20	0,994
Schlag 352	exp	3,71	29,86	320,1	11,9	300 / 20	0,908
Riesterstück	exp	0,8	85,68	302,7	43,2	300 / 20	0,981
Dobbrik. Str.	exp	2,08	16,12	214,2	0,88	200 / 20	0,922

¹⁾ RSS = residual sum of squares; ²⁾ Kreuzvalidierung

Tab. A 3: Beschreibende Statistik für Winkel und Erträge (Schlag „Krummes Land“)

Spur	Variante	Winkel Mittel (°)	Winkel CV (%)	Kornertrag Mittel (dt ha ⁻¹)	Kornertrag CV (%)
1	var.	18,2	25,2	87,2	12,7
2	var.	20,4	22,3	89,1	9,9
3	eih.	20,8	21,5	87,8	10,9
4	eih.	18,8	27,3	89,8	15,0
5	eih.	18,4	25,7	84,0	19,2
6	eih.	19,0	31,6	86,4	27,1
7	var.	19,9	22,6	89,1	28,0
8	var.	25,3	17,1	97,1	26,0
9	eih.	24,5	20,4	102,1	16,9
10	eih.	23,3	23,3	104,2	17,3
11	var.	25,0	17,9	96,9	17,6
12	var.	25,4	14,0	94,6	15,8

Tab. A 4: Variogramm-Modelle der Ertragswerte (Schlag „Krummes Land“)

Spur	Variante	Modell	Nugget- Varianz (t ² ha ⁻²)	Sill- Varianz (t ² ha ⁻²)	Range (m)	RSS ¹⁾	Lag / Abstände (m)	R ² Kreuz- val. ²⁾
1	var.	sph	0,001	1,313	111,4	./.	100 / 20	0,869
2	var.	sph	0,001	0,980	68,6	./.	80 / 20	0,884
3	eih.	exp	0,001	0,660	62,7	./.	80 / 20	0,774
4	eih.	sph	0,001	1,521	97,0	./.	100 / 20	0,940
5	eih.	sph	0,001	2,011	153,3	./.	100 / 20	0,957
6	eih.	sph	0,01	4,856	134,4	./.	100 / 20	0,971
7	var.	sph	0,01	4,029	124,0	./.	100 / 20	0,966
8	var.	sph	0,01	11,830	339,2	./.	250 / 20	0,962
9	eih.	sph	0,092	3,194	182,5	./.	100 / 20	0,849
10	eih.	sph	0,065	3,140	168,1	./.	100 / 20	0,919
11	var.	sph	0,240	4,137	138,4	./.	100 / 20	0,864
12	var.	exp	0,001	2,090	84,9	./.	100 / 20	0,821

¹⁾ RSS = residual sum of squares; ²⁾ Kreuzvalidierung

Tab. A 5: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)

Winkelklasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	319,2	0	0	319,2	0	0	458,9	0	0	607,9	0
expa	0	177,4	ja	0	192,6	ja	0	311,9	ja	0	414,4	ja
expga	0	165,3	ja	0	184,8	ja	0	301,0	ja	ja	409,7	ja
gau	ja	218,6	ja	0	321,3	0	ja	386,5	ja	ja	501,8	ja
gauga	0	0	0	0	0	0	ja	380,7	ja	0	0	0
lin	ja	167,8	ja	0	0	0	ja	342,4	ja	ja	442,3	ja
linl	0	223,6	ja	0	240,5	ja	0	0	0	0	465,3	ja
Matérn	ja	163,2	ja	ja	183,4	ja	ja	302,9	ja	ja	406,0	ja
mathsw	ja	163,2	ja	ja	183,4	ja	ja	302,9	ja	ja	406,0	ja
pow	0	171,8	ja	0	190,0	ja	0	305,3	ja	ja	411,1	ja
powa	ja	185,7	ja	ja	196,7	ja	ja	312,1	ja	ja	425,2	ja
sph	ja	171,2	ja	ja	189,1	ja	ja	304,3	ja	ja	412,0	ja
sphga	ja	162,4	ja	ja	183,5	ja	ja	300,7	ja	ja	411,4	ja

Tab. A 6: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 7, ohne Gewichtung)

Winkelklasse	5			6			7		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	673,6	0	0	549,5	0	0	300,3	0
expa	ja	414,1	ja	0	341,2	ja	0	172,0	ja
expga	0	416,9	ja	0	339,0	ja	0	189,2	ja
gau	ja	505,5	ja	ja	405,4	ja	ja	171,5	ja
gauga	ja	494,4	ja	0	0	0	0	0	0
lin	ja	457,9	ja	ja	384,1	ja	0	0	0
linl	0	499,2	ja	0	395,7	ja	0	227,0	ja
Matérn	ja	399,8	ja	ja	327,5	ja	ja	162,9	ja
mathsw	ja	399,8	ja	ja	327,5	ja	ja	162,9	ja
pow	ja	418,7	ja	0	335,4	ja	0	187,9	ja
powa	ja	442,7	ja	ja	353,9	ja	ja	204,7	ja
sph	ja	419,9	ja	ja	335,1	ja	ja	184,5	ja
sphga	ja	417,8	ja	ja	339,2	ja	ja	184,7	ja

Tab. A 7: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)

Winkelklasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	311,8	0	0	295,1	0	0	445,0	0	0	599,6	0
expa	0	216,0	ja	0	201,3	ja	0	313,2	ja	0	438,8	ja
expga	ja	213,8	ja	0	245,3	ja	ja	305,3	ja	ja	427,8	ja
gau	ja	268,3	ja	0	297,3	0	ja	382,6	ja	ja	494,3	ja
gauga	0	0	0	0	0	0	ja	367,7	ja	0	0	0
lin	ja	214,1	ja	0	0	0	ja	329,8	ja	ja	454,4	ja
linl	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Matérn	ja	209,7	ja	ja	198,1	ja	ja	307,5	ja	ja	428,8	ja
mathsw	ja	209,7	ja	ja	198,1	ja	ja	307,5	ja	ja	428,8	ja
pow	ja	208,8	ja	ja	197,0	ja	ja	308,9	ja	ja	429,2	ja
powa	ja	217,6	ja	ja	200,9	ja	ja	314,5	ja	ja	440,9	ja
sph	ja	207,4	ja	ja	196,9	ja	ja	307,0	ja	ja	432,5	ja
sphga	ja	206,0	ja	ja	195,9	ja	ja	305,1	ja	ja	432,2	ja

Tab. A 8: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 7, mit Gewichtung)

Winkelklasse	5			6			7		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	683,4	0	0	555,2	0	0	308,7	0
expa	0	467,7	ja	0	381,6	ja	0	0	0
expga	ja	461,4	ja	0	559,3	0	ja	213,2	ja
gau	ja	563,4	ja	ja	452,3	ja	ja	195,2	ja
gauga	ja	539,8	ja	0	0	0	0	0	0
lin	ja	487,7	ja	ja	402,9	ja	0	0	0
linl	0	0	0	ja	416,8	ja	0	0	0
Matérn	ja	456,2	ja	ja	364,6	ja	ja	191,5	ja
mathsw	ja	456,2	ja	ja	364,6	ja	ja	191,5	ja
pow	ja	459,7	ja	0	365,6	ja	ja	212,0	ja
powa	ja	472,8	ja	ja	385,8	ja	ja	226,0	ja
sph	ja	463,3	ja	ja	364,8	ja	ja	208,1	ja
sphga	ja	464,6	ja	0	368,8	ja	ja	209,8	ja

Tab. A 9: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)

Winkelklasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	513,3	0	0	1195,2	0	0	1403,5	0	0	154,5	0
expa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
expga	0	237,4	ja	0	599,7	ja	0	676,6	ja	0	113,0	ja
gau	ja	327,0	ja	ja	874,5	ja	ja	883,1	ja	ja	101,0	ja
gauga	0	0	0	ja	805,2	ja	0	0	0	0	0	0
lin	ja	267,7	ja	ja	835,5	ja	ja	897,0	ja	ja	111,4	ja
linl	0	333,1	ja	0	0	0	0	873,9	ja	0	128,7	ja
Matérn	ja	234,0	ja	ja	579,7	ja	ja	623,7	ja	0	100,2	ja
mathsw	ja	234,0	ja	ja	579,7	ja	ja	623,7	ja	0	100,2	ja
pow	0	247,3	ja	0	618,7	ja	ja	684,5	ja	0	111,4	ja
powa	ja	271,2	ja	ja	664,3	ja	ja	727,7	ja	ja	120,7	ja
sph	ja	246,4	ja	ja	618,5	ja	ja	682,5	ja	ja	113,2	ja
sphga	ja	239,1	ja	ja	599,0	ja	ja	677,4	ja	ja	110,7	ja

Tab. A 10: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)

Winkelklasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	488,8	0	0	1163,9	0	0	1416,3	0	0	153,8	0
expa	0	0	0	0	653,7	ja	0	796,4	ja	0	0	0
expga	0	399,0	ja	ja	633,9	ja	ja	784,4	ja	0	133,8	ja
gau	ja	402,9	ja	ja	897,1	ja	ja	1023,6	ja	ja	101,5	ja
gauga	0	0	0	ja	839,1	ja	0	0	0	0	0	0
lin	ja	349,5	ja	0	0	0	ja	963,5	ja	ja	116,4	ja
linl	0	0	0	0	0	0	ja	931,4	ja	0	0	0
Matérn	ja	297,8	ja	ja	624,9	ja	ja	777,4	ja	0	103,8	ja
mathsw	ja	297,8	ja	ja	624,9	ja	ja	777,4	ja	0	103,8	ja
pow	ja	297,8	ja	ja	647,3	ja	ja	787,2	ja	ja	113,5	ja
powa	ja	314,8	ja	ja	684,8	ja	ja	812,6	ja	ja	122,8	ja
sph	ja	300,4	ja	ja	646,1	ja	ja	786,8	ja	ja	114,3	ja
sphga	ja	298,5	ja	ja	634,2	ja	ja	786,5	ja	ja	109,1	ja

Tab. A 11: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster, Klassen 1 bis 4)

Winkelklasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	89,8	0	0	366,4	0	0	307,5	0	0	15,3	0
expa	0	101,8	0	0	375,0	0	0	316,3	0	0	0	0
expga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
gau	0	92,3	0	0	368,4	0	0	309,6	0	0	21,9	0
gauga	0	98,2	0	0	372,7	0	0	314,0	0	0	0	0
lin	0	92,3	0	0	368,4	0	0	309,6	0	0	21,9	0
linl	0	81,0	ja	0	303,9	ja	0	263,8	ja	0	20,5	0
Matérn	0	95,1	0	0	370,6	0	0	311,8	0	0	0	0
mathsw	0	95,1	0	0	370,6	0	0	311,8	0	0	0	0
pow	0	70,3	ja	ja	285,9	ja	ja	243,4	0	0	0	0
powa	0	68,8	ja	ja	290,2	ja	ja	244,6	ja	0	0	0
sph	ja	70,4	ja	ja	284,7	ja	ja	242,3	ja	0	21,9	0
sphga	0	60,1	ja	ja	281,7	ja	ja	244,6	ja	0	0	0

Tab. A 12: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	sphga	345,95	./.	2,22	2,69	5,99
2	Matérn	70,75	0,89	3,22	./.	./.
3	sphga	268,72	./.	3,19	1,66	5,84
4	Matérn	48,84	0,81	2,94	./.	./.
5	Matérn	37,50	0,98	2,47	./.	./.
6	Matérn	47,69	0,89	3,64	./.	./.
7	Matérn	10,75	2,66	2,57	./.	./.

Tab. A 13: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	sphga	216,26	./.	51,01	2,38	5,69
2	sphga	299,62	./.	60,21	2,00	5,82
3	sphga	280,53	./.	73,25	1,84	5,77
4	Matérn	50,08	0,68	55,19	./.	./.
5	Matérn	49,08	0,71	46,93	./.	./.
6	Matérn	90,11	0,67	77,71	./.	./.
7	Matérn	7,99	3,48	36,74	./.	./.

Tab. A 14: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	Matérn	60,22	0,86	2,76	./.	./.
2	Matérn	45,66	0,94	3,32	./.	./.
3	Matérn	32,11	1,05	2,70	./.	./.
4	gau	23,41	./.	1,81	./.	./.

Tab. A 15: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	pow	0,988	./.	51,33	./.	./.
2	Matérn	47,25	0,82	62,65	./.	./.
3	Matérn	58,20	0,69	54,41	./.	./.
4	gau	24,58	./.	22,70	./.	./.

Tab. A 16: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Krummes Land“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	sph	219,2	./.	3,12	./.	./.
2	sphga	277,2	./.	2,75	1,91	6,21
3	sph	168,8	./.	2,69	./.	./.
4	./.	./.	./.	./.	./.	./.

Tab. A 17: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Krummes Land“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	78,0	+ 1,2	4,057	0,7625	74,3	+ 1,8	3,772	0,6297
2	85,3	- 2,6	2,913	0,3741	86,2	- 3,1	3,277	0,3467
3	86,5	+ 1,4	2,451	0,5773	89,1	- 3,3	3,090	0,2847
4	88,3	+ 0,3	2,186	0,8801	86,9	- 2,1	2,841	0,4611
5	91,1	+ 2,6	2,574	0,1812	90,1	- 1,4	2,437	0,5751
6	98,3	+ 0,3	2,866	0,9149	102,5	- 0,9	2,881	0,7612
7	110,9	- 9,5	3,095	0,0028	112,1	- 11,1	4,181	0,0106

Tab. A 18: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Krummes Land“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	80,5	+ 0,3	2,774	0,9082	77,9	+ 0,2	3,001	0,9380
2	87,5	+ 0,1	1,532	0,9131	88,9	- 3,7	2,030	0,0718
3	94,9	+ 1,2	1,587	0,4303	95,9	+ 0,2	2,025	0,9231
4	112,5	- 15,5	3,814	0,0002	112,6	- 19,4	4,545	0,0001

Tab. A 19: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 1)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
3346,1	*								
3421,1		*							
3422,4			*						
3415,1				*					
3248,6					*				
2408,1						*			
2757,7							*		
3005,1								*	
3002,9									*
3089,8	*	*							
3283,3	*		*						
3272,7	*			*					
3236,4	*				*				
2308,7	*					*			
2638,5	*						*		
2953,8	*							*	
2865,3	*								*
3044,6	*	*	*						
3035,8	*	*		*					
3023,6	*	*			*				
2150,6	*	*				*			
2456,1	*	*					*		
2624,5	*	*						*	
2682,3	*	*							*
3035,4	*	*	n.s.	*					
3025,6	*	*	n.s.		*				
2150,0	*	*	n.s.			*			
2457,3	*	*	n.s.				*		
2625,9	*	*	n.s.					*	
2421,1	*	*	*						*

Tab. A 20: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 2)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; * = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
3012,1	*	*	*	*	*				
2139,2	*	*	*	*		*			
2441,5	*	*	*	*			*		
2601,4	*	*	*	*				*	
2417,4	*	*	*	*					*
2141,3	*	*	*	*	n.s.	*			
2443,4	*	*	*	*	n.s.		*		
2601,5	*	*	*	*	n.s.			*	
2419,3	*	*	*	*	*				*
2023,9	*	*	*	*	n.s.	*	*		
2050,4	*	*	*	*	*	*		*	
2142,3	*	*	*	*	n.s.	*			n.s.
2007,6	*	*	*	*	*	*	*	*	
1998,1	*	*	*	*	n.s.	*	*		*
1981,4	*	*	*	n.s.	*	*	*	*	*
2116,0		n.s.	*	n.s.	*	*	*	*	*
2116,9			*	*	*	*	*	*	*
2160,0				*	*	*	*	*	*
2182,1					*	*	*	n.s.	n.s.
2210,1						*	*	*	*
2702,8							*	*	*
2819,4								*	*

Tab. A 21: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 3)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; * = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
3367,7		*	*						
3358,2		*		*					
3250,4		n.s.			*				
2365,5		*				*			
2706,0		*					*		
2829,3		*						*	
2939,7		*							*
3358,0		*	n.s.	*					
3216,5		*	*		*				
2365,4		*	n.s.			*			
2707,3		*	n.s.				*		
2831,2		*	n.s.					*	
2644,2		*	*						*
3196,0		*	*	*	*				
2355,9		*	*	*		*			
2692,3		*	*	*			*		
2805,6		*	*	*				*	
2641,2		*	*	*					*
2318,1		n.s.	*	*	*	*			
2648,3		n.s.	*	*	*		*		
2783,4		*	*	*	*			*	
2596,7		n.s.	*	*	*				*
2159,9		n.s.	*	*	*	*	*		
2220,1		*	*	*	*	*		*	
2318,4		n.s.	*	*	*	*			n.s.
2149,3		*	*	*	*	*	*	*	
2127,1		*	*	*	*	*	*		*

Tab. A 22: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 4)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; * = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
3414,8			n.s.	*					
3234,6			*		*				
2410,1			n.s.			*			
2759,5			n.s.				*		
2984,7			*					*	
2666,2			*						*
3216,1			*	*	*				
2402,9			*	*		*			
2747,4			*	*			*		
2963,1			*	*				*	
2664,3			*	*					*
2316,1			*	*	*	*			
2646,4			*	*	*		*		
2962,1			*	*	n.s.			*	
2598,2			*	*	*				*
2161,3			*	*	*	*	*		
2276,7			*	*	*	*		*	
2316,4			*	*	*	*			n.s.
2151,3			*	*	*	*	*	*	
2131,3			*	*	*	*	*		*
3244,6				*	*				
2409,3				n.s.		*			
2759,5				n.s.			*		
2973,8				*				*	
2743,8				*					*

Tab. A 23: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 5)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; * = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
2345,0				*	*	*			
2686,7				*	*		*		
2968,2				*	*			*	
2711,4				*	*				*
2174,8				*	*	*	*		
2321,2				*	*	*		*	
2335,4				n.s.	*	*			*
2171,2				*	*	*	*	*	
2163,4				*	*	*	*		*
2358,9					*	*			
2705,4					*		*		
3002,3					*			*	
3002,0					*				*
2178,3					*	*	*		
2358,9					*	*		n.s.	
2333,8					*	*			*
2180,2					*	*	*	n.s.	
2180,3					*	*	*		n.s.
2263,7						*	*		
2401,6						*		*	
2410,0						*			n.s.
2240,8						*	*	*	
2234,6						*	*		*
2713,8							*	*	
2748,2							*		*

Tab. A 24: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster, Teil 1)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
817,9	*								
833,1		*							
830,5			*						
829,0				*					
790,9					*				
590,4						*			
667,8							*		
729,4								*	
725,6									*
760,9	*	*							
803,8	*		*						
801,7	*			*					
791,0	n.s.				*				
566,4	*					*			
641,9	*						*		
714,5	*							*	
698,0	*								*
750,2	*	*	*						
748,1	*	*		*					
744,3	*	*			*				
524,5	*	*				*			
599,3	*	*					*		
639,3	*	*						*	
655,7	*	*							*
749,9	*	*	n.s.	n.s.					
746,3	*	*	n.s.		*				
524,5	*	*	n.s.			*			
600,7	*	*	n.s.				*		
641,0	*	*	n.s.					*	
594,5	*	*	*						*

Tab. A 25: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster, Teil 2)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
745,0	*	*	n.s.	n.s.	*				
523,0	*	*	n.s.	n.s.		*			
598,6	*	*	n.s.	*			*		
636,8	*	*	*	*				*	
595,2	*	*	*	n.s.					*
525,2	*	*	n.s.	n.s.	n.s.	*			
600,8	*	*	n.s.	*	n.s.		*		
638,8	*	*	n.s.	*	n.s.			*	
597,0	*	*	*	n.s.	n.s.				*
493,7	*	*	n.s.	n.s.	n.s.	*	*		
503,6	*	*	n.s.	n.s.	n.s.	*		*	
526,8	*	*	n.s.	n.s.	n.s.	*			n.s.
491,4	*	*	n.s.	n.s.	n.s.	*	*	*	
490,1	*	*	n.s.	n.s.	n.s.	*	*		*
487,8	*	*	n.s.	n.s.	n.s.	*	*	*	*
528,2		n.s.	*	n.s.	*	*	*	n.s.	*
526,4			*	n.s.	*	*	*	n.s.	*
535,9				*	*	*	*	n.s.	n.s.
538,6					*	*	*	n.s.	n.s.
545,0						*	*	*	*
656,1							*	*	*
683,1								*	*

Tab. A 26: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster, Teil 3)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
821,3		*	*						
819,4		*		*					
792,8		n.s.			*				
580,9		*				*			
657,3		*					*		
684,3		*						*	
714,1		*							*
821,4		*	n.s.	n.s.					
785,6		*	*		*				
581,3		*	n.s.			*			
658,8		*	n.s.				*		
686,2		*	n.s.					*	
645,7		*	*						*
783,4		*	*	*	*				
580,7		*	n.s.	n.s.		*			
657,6		*	n.s.	n.s.			*		
682,4		*	*	*				*	
646,8		*	*	n.s.					*
571,3		n.s.	*	*	*	*			
646,9		n.s.	*	*	*		*		
677,7		*	*	*	*			*	
634,5		n.s.	*	n.s.	*				*
535,2		n.s.	*	n.s.	*	*	*		
552,3		*	*	n.s.	*	*		*	
573,3		n.s.	*	*	*	*			n.s.
534,9		n.s.	*	n.s.	*	*	*	n.s.	
528,5		n.s.	*	n.s.	*	*	*		*

Tab. A 27: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster, Teil 4)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
830,9			n.s.	n.s.					
789,6			n.s.		*				
592,0			n.s.			*			
669,8			n.s.				*		
725,2			*					*	
648,9			*						*
787,9			*	*	*				
591,9			n.s.	n.s.		*			
669,2			n.s.	n.s.			*		
722,5			n.s.	*				*	
650,2			*	n.s.					*
569,2			*	*	*	*			
644,9			*	*	*		*		
723,6			n.s.	*	n.s.			*	
634,1			*	n.s.	*				*
533,8			*	n.s.	*	*	*		
562,4			*	n.s.	*	*		*	
571,2			*	*	*	*			n.s.
533,5			*	n.s.	*	*	*	n.s.	
528,0			*	n.s.	*	*	*		*
791,7				n.s.	*				
591,4				n.s.		*			
669,5				n.s.			*		
722,7				*				*	
666,4				*					*

Tab. A 28: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster, Teil 5)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
574,4				n.s.	*	*			
651,9				*	*		*		
722,8				*	n.s.			*	
659,3				*	*				*
535,7				n.s.	*	*	*		
571,2				*	*	*		*	
574,3				n.s.	*	*			n.s.
536,9				n.s.	*	*	*	n.s.	
534,8				n.s.	*	*	*		n.s.
575,5					*	*			
654,4					*		*		
730,1					n.s.			*	
727,3					n.s.				*
534,3					*	*	*		
577,1					*	*		n.s.	
572,2					*	*			*
536,4					*	*	*	n.s.	
536,4					*	*	*		n.s.
560,5						*	*		
589,3						*		n.s.	
591,8						*			n.s.
554,9						*	*	*	
550,8						*	*		*
658,2							*	*	
665,9							*		*

Tab. A 29: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen
(Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging)

Räumliches Modell	Signifikanzniveau der Kovariablen (Trend-/ räumliches Modell) (* sign. $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
expa	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
expga	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
gau	*	*	*	./.	*	*	*	*	*
gauga	*	*	*	./.	*	*	*	*	*
lin	*	*	*	./.	n.s.	*	*	*	*
linl	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
Matérn	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
mathsw	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
pow	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
powa	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
sph	n.s.	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
sphga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N expa	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
N expga	*	*	*	./.	*	*	*	*	*
N gau	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
N gauga	*	*	*	./.	*	*	*	*	*
N lin	*	*	*	./.	n.s.	*	*	*	*
N linl	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
N Matérn	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
N mathsw	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
N pow	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
N powa	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
N sph	n.s.	n.s.	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	*
N sphga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.

Tab. A 30: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen
(Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster)

Räumliches Modell	Signifikanzniveau der Kovariablen (Trend-/ räumliches Modell) (* sign. $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
expa	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
expga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
gau	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
gauga	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
lin	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
linl	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	n.s.
Matérn	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
mathsw	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
pow	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
powa	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
sph	n.s.	n.s.	./.	./.	./.	*	*	n.s.	n.s.
sphga	n.s.	n.s.	./.	./.	./.	*	*	*	n.s.
N expa	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
N expga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N gau	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
N gauga	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
N lin	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
N linl	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
N Matérn	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N mathsw	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
N pow	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	n.s.
N powa	*	*	./.	./.	./.	*	*	*	*
N sph	n.s.	n.s.	./.	./.	./.	*	*	*	n.s.
N sphga	*	n.s.	./.	./.	./.	*	*	*	n.s.

Tab. A 31: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Krummes Land“)

Aggregations- form	Block-Kriging						Raster					
Modell	Räumliches Modell			Trend- / räumliches Modell			Räumliches Modell			Trend- / räumliches Modell		
	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	3444,6	0	0	2103,2	0	0	838,1	0	0	570,7	0
expa	ja	1147,5	ja	0	931,4	ja	0	846,4	0	0	578,9	0
expga	0	1192,8	ja	ja	1004,6	ja	0	0	0	0	0	0
gau	ja	2728,7	ja	ja	1636,0	ja	0	840,1	0	0	572,7	0
gauga	0	0	0	ja	1447,7	ja	0	844,3	0	0	576,8	0
lin	ja	1891,5	ja	ja	1137,7	ja	0	840,1	0	0	572,7	0
linl	0	0	0	0	0	0	0	638,8	ja	0	534,3	0
Matérn	ja	1043,2	ja	ja	916,9	ja	0	842,2	0	0	574,8	0
mathsw	ja	1043,2	ja	ja	916,9	ja	0	842,2	0	0	574,8	0
pow	0	1249,1	ja	ja	1041,5	ja	ja	574,8	ja	ja	520,6	ja
powa	ja	1422,3	ja	ja	1091,7	ja	ja	593,7	ja	ja	514,6	ja
sph	0	1249,0	ja	ja	1043,0	ja	ja	576,0	ja	ja	535,4	ja
sphga	0	1193,3	ja	0	0	0	ja	561,9	ja	ja	521,8	ja
N expa	0	1147,5	ja	0	931,4	ja	0	848,5	0	0	581,1	0
N expga	0	1192,8	ja	0	2104,0	0	0	0	0	0	0	0
N gau	ja	1287,5	ja	ja	987,0	ja	0	842,2	0	0	574,8	0
N gauga	ja	1246,4	ja	0	2111,2	ja	0	846,4	0	0	578,9	0
N lin	0	0	0	ja	1411,6	ja	0	842,2	0	0	574,8	0
N linl	0	1797,8	ja	0	1358,1	ja	0	638,8	ja	0	530,0	ja
N Matérn	0	1043,2	ja	0	916,9	ja	0	0	0	0	0	0
N mathsw	0	1043,2	ja	0	916,9	ja	0	844,3	0	0	576,8	0
N pow	0	1249,1	ja	0	1041,5	ja	0	574,8	ja	0	520,6	ja
N powa	0	1422,3	ja	0	1091,7	ja	0	595,7	ja	0	514,6	ja
N sph	0	1248,1	ja	0	1043,2	ja	0	574,3	ja	0	534,5	ja
N sphga	0	1191,4	ja	0	0	0	0	558,9	ja	0	519,3	ja

Tab. A 32: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Block-Kriging)

Trend	Modell	Range-Parameter (x)	Range-Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
nein	Matérn	29,9	1,12	2,99	./.	./.
ja	Matérn	14,4	1,19	0,69	./.	./.

Tab. A 33: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Krummes Land“; Aggregationsform: Raster)

Trend	Modell	Range-Parameter (x)	Range-Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
nein	sphga	547,8	./.	6,36	1,66	5,76
ja	powa	0,977	0,951	0,58	./.	./.

Tab. A 34: Beschreibende Statistik für Winkel und Erträge (Schlag „Riesterstück“)

Spur	Variante	Winkel Mittel (°)	Winkel CV (%)	Kornertrag Mittel (dt ha ⁻¹)	Kornertrag CV (%)
1	ein.	26,8	18,7	63,8	5,0
2	ein.	24,7	12,3	59,9	4,7
3	var.	24,1	14,3	58,6	2,8
4	var.	25,7	9,6	58,4	6,1
5	ein.	24,9	12,7	59,9	5,1
6	ein.	25,6	11,4	59,3	5,8
7	var.	24,0	12,2	60,5	4,7
8	var.	26,5	13,3	60,1	8,1
9	ein.	22,7	44,9	59,0	16,4
10	ein.	29,9	25,5	61,6	11,9
11	var.	30,6	23,4	66,6	12,7
12	var.	32,2	21,0	67,2	12,8
13	ein.	34,8	19,9	66,9	14,1

Tab. A 35: Variogramm-Modelle der Ertragswerte (Schlag „Riesterstück“)

Spur	Variante	Modell	Nugget- Varianz (t ² ha ⁻²)	Sill- Varianz (t ² ha ⁻²)	Range (m)	RSS ¹⁾	R ² Kreuz- val. ²⁾
2	ein.	sph	0,033	0,106	75,4	6,32*10 ⁻⁷	0,248
3	var.	sph	0,0037	0,029	28,1	2,03*10 ⁻⁶	0,342
4	var.	exp	0,009	0,052	92,1	3,07*10 ⁻⁵	0,788
5	ein.	exp	0,036	0,085	135,9	1,99*10 ⁻⁶	0,387
6	ein.	sph	0,002	0,054	16,7	5,95*10 ⁻⁶	0,597
7	var.	exp	0,0001	0,057	16,8	5,59*10 ⁻⁶	0,190
8	var.	sph	0,023	0,133	97,6	3,40*10 ⁻⁵	0,718
9	ein.	sph	0,001	0,469	24,0	3,70*10 ⁻³	0,812
10	ein.	sph	0,019	0,347	40,3	1,93*10 ⁻³	0,708
11	var.	sph	0,043	0,631	25,0	4,40*10 ⁻³	0,430
12	var.	sph	0,067	0,717	85,5	4,05*10 ⁻³	0,730
13	ein.	sph	0,037	0,497	87,1	4,55*10 ⁻⁴	0,830

¹⁾ RSS = residual sum of squares; ²⁾ Kreuzvalidierung

Tab. A 36: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Moving Average, Klassen 1 bis 4)

WK	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	193,7	0	0	150,0	0	0	233,2	0	0	275,2	0
expa	ja	13,5	ja	0	14,1	ja	ja	-214,4	ja	ja	-173,7	ja
expga	0	8,2	ja	0	10,3	ja	ja	-169,6	ja	ja	-90,9	ja
gau	ja	99,4	ja	ja	60,6	ja	ja	-34,4	ja	ja	22,1	ja
gauga	0	193,8	0	0	0	0	0	0	0	ja	-40,7	ja
lin	0	0	0	ja	53,8	ja	ja	-78,4	ja	ja	-20,0	ja
linl	0	93,8	ja	0	84,5	ja	0	33,2	ja	0	53,1	ja
Matérn	ja	22,4	ja	ja	34,7	ja	ja	-176,8	ja	ja	-155,7	ja
mathsw	ja	22,4	ja	ja	34,7	ja	ja	-176,8	ja	ja	-155,7	ja
pow	ja	40,5	ja	ja	55,8	ja	0	-91,0	ja	ja	-66,4	ja
powa	ja	44,3	ja	ja	53,5	ja	ja	-65,5	ja	ja	-50,8	ja
sph	ja	35,1	ja	ja	61,0	ja	ja	-92,8	ja	ja	-68,6	ja
sphga	ja	5,2	ja	ja	8,3	ja	0	0	0	ja	-91,2	ja
N expa	0	0	0	0	14,1	ja	0	0	0	0	0	0
N expga	0	202,4	0	0	10,3	ja	0	0	0	0	92,7	ja
N gau	ja	17,1	ja	ja	27,3	ja	ja	-190,7	ja	ja	-165,4	ja
N gauga	0	0	0	0	156,4	0	0	200,6	ja	0	0	0
N lin	0	49,9	ja	0	53,8	ja	0	0	0	ja	54,4	ja
N linl	0	93,8	ja	0	84,5	ja	0	33,2	ja	0	53,1	ja
N Matérn	ja	14,4	ja	0	29,3	ja	0	-190,2	ja	0	-164,9	ja
N mathsw	ja	14,4	ja	0	29,3	ja	0	-190,2	ja	0	-164,9	ja
N pow	0	40,5	ja	0	55,8	ja	0	-91,0	ja	0	-66,4	ja
N powa	0	44,3	ja	0	53,5	ja	0	-65,5	ja	0	-50,8	ja
N sph	0	35,1	ja	0	61,0	ja	0	-92,4	ja	0	-68,6	ja
N sphga	0	5,2	ja	0	18,8	ja	0	-166,4	ja	0	-96,1	ja

Tab. A 37: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Moving Average, Klassen 5 bis 8)

WK	5			6			7			8		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell		232,3	0		175,7	0		218,5	0		180,0	0
expa	0	22,9	ja	0	68,7	ja	0	80,6	ja	0	65,3	ja
expga	0	236,4	0	0	95,7	ja	ja	87,7	ja	ja	82,3	ja
gau	ja	72,9	ja	ja	88,8	ja	ja	171,6	ja	ja	8,3	ja
gauga	ja	56,9	ja	ja	83,3	ja	0	0	0	0	208,4	0
lin	ja	71,8	ja	ja	88,4	ja	ja	112,2	ja	0	0	0
linl	0	0	0	0	111,6	ja	0	132,1	ja	0	114,3	ja
Matérn	ja	28,7	ja	ja	68,3	ja	ja	89,1	ja	ja	65,8	ja
mathsw	ja	28,7	ja	ja	68,3	ja	ja	89,1	ja	ja	65,8	ja
pow	ja	73,3	ja	ja	78,4	ja	ja	90,0	ja	ja	78,9	ja
powa	ja	86,4	ja	ja	85,7	ja	ja	98,0	ja	ja	86,5	ja
sph	ja	70,9	ja	ja	76,5	ja	ja	91,3	ja	ja	76,3	ja
sphga	ja	71,5	ja	0	79,9	ja	ja	86,2	ja	ja	78,5	ja
N expa	0	0	0	0	70,9	ja	0	81,4	ja	0	0	0
N expga	0	0	0	0	0	0	0	227,1	0	0	82,3	ja
N gau	ja	25,6	ja	ja	71,4	ja	ja	82,8	ja	ja	68,8	ja
N gauga	ja	19,1	ja	0	83,3	ja	0	217,0	ja	0	186,5	0
N lin	0	71,9	ja	ja	99,1	ja	ja	117,1	ja	0	90,3	ja
N linl	0	132,7	ja	0	111,6	ja	0	132,1	ja	0	114,3	ja
N Matérn	0	25,4	ja	0	68,6	ja	0	82,9	ja	0	68,0	ja
N mathsw	0	25,4	ja	0	68,6	ja	0	82,9	ja	0	68,0	ja
N pow	0	73,3	ja	0	78,4	ja	0	90,0	ja	0	78,9	ja
N powa	0	86,4	ja	0	85,7	ja	0	98,0	ja	0	86,5	ja
N sph	0	70,9	ja	0	76,5	ja	0	86,9	ja	0	76,3	ja
N sphga	0	70,9	ja	0	79,9	ja	0	88,3	ja	0	78,5	ja

Tab. A 38: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Moving Average, Klassen 9)

WK	9		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodellé		90,6	0
expa	0	0	0
expga	0	46,2	ja
gau	ja	55,3	ja
gauga	0	67,3	ja
lin	0	0	0
linl	0	65,9	ja
Matérn	ja	42,2	ja
mathsw	ja	42,2	ja
pow	0	48,6	ja
powa	ja	51,3	ja
sph	ja	48,7	ja
sphga	ja	43,0	ja
N expa	0	0	0
N expga	0	0	0
N gau	0	42,0	ja
N gauga	0	100,5	0
N lin	0	0	0
N linl	0	65,9	ja
N Matérn	0	44,4	ja
N mathsw	0	44,4	ja
N pow	0	48,6	ja
N powa	0	51,3	ja
N sph	0	47,9	ja
N sphga	0	43,0	ja

Tab. A 39: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Riesterstück“; Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Moving Average, Klassen 1 bis 4)

WK	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)
Nullmodell	0	258,8	0	0	319,4	0	0	428,8	0	0	321,1	0
expa	0	1,9	ja	ja	-356,4	ja	ja	-282,3	ja	0	60,4	ja
expga	0	0	0	ja	-299,9	ja	ja	-167,3	ja	0	321,8	0
gau	ja	114,2	ja	ja	-79,7	ja	ja	-14,8	ja	ja	192,0	ja
gauga	0	295,2	0	0	0	0	0	0	0	0	416,1	0
lin	0	0	0	ja	-111,0	ja	ja	13,3	ja	ja	111,7	ja
linl	0	109,8	ja	0	7,8	ja	0	58,7	ja	0	166,6	ja
Matérn	ja	9,0	ja	ja	-291,7	ja	ja	-257,6	ja	ja	74,9	ja
mathsw	ja	9,0	ja	ja	-291,7	ja	ja	-257,6	ja	ja	74,9	ja
pow	ja	35,2	ja	0	-155,2	ja	ja	-119,7	ja	0	90,8	ja
powa	ja	37,7	ja	ja	-130,1	ja	ja	-94,0	ja	ja	112,0	ja
sph	ja	33,6	ja	ja	-156,4	ja	ja	-119,2	ja	ja	89,5	ja
sphga	ja	5,1	ja	0	-296,2	ja	ja	-164,7	ja	ja	90,7	ja
N expa	0	2,3	ja	0	-362,0	ja	0	-280,6	ja	0	62,6	ja
N expga	0	267,3	ja	ja	-299,9	ja	ja	-167,3	ja	0	329,5	ja
N gau	ja	9,0	ja	ja	-319,5	ja	ja	-258,4	ja	ja	71,6	ja
N gauga	0	265,3	0	0	321,1	0	0	0	0	0	326,6	0
N lin	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ja	160,7	ja
N linl	0	109,8	ja	0	7,8	ja	0	58,7	ja	0	166,6	ja
N Matérn	ja	1,5	ja	0	-371,9	ja	ja	-262,9	ja	ja	65,8	ja
N mathsw	ja	1,5	ja	0	-317,9	ja	ja	-262,9	ja	ja	65,8	ja
N pow	0	35,2	ja	0	-155,2	ja	0	-119,7	ja	0	90,8	ja
N powa	0	37,7	ja	0	-130,1	ja	0	-94,0	ja	0	112,0	ja
N sph	0	33,6	ja	0	-152,8	ja	0	-118,4	ja	0	89,5	ja
N sphga	0	10,4	ja	0	-296,2	ja	0	-163,3	ja	0	90,7	ja

Tab. A 40: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Riesterstück“; Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Moving Average, Klassen 5 bis 6)

WK	5			6		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	Modell	Kovarianz-Parameter
Nullmodell	0	338,2	0	0	90,6	0
expa	ja	32,1	ja	0	0	0
expga	0	67,8	ja	0	46,2	ja
gau	ja	154,2	ja	ja	55,3	ja
gauga	0	0	0	0	67,3	ja
lin	ja	91,6	ja	0	0	0
linl	ja	164,7	ja	0	65,9	ja
Matérn	ja	53,9	ja	ja	42,2	ja
mathsw	ja	53,9	ja	ja	42,2	ja
pow	0	74,6	ja	0	48,6	ja
powa	ja	81,3	ja	ja	51,3	ja
sph	ja	71,0	ja	ja	48,7	ja
sphga	ja	67,6	ja	ja	43,0	ja
N expa	0	32,1	ja	0	0	0
N expga	0	346,6	0	0	0	0
N gau	ja	43,5	ja	0	42,0	ja
N gauga	0	346,6	0	0	100,5	0
N lin	0	0	0	0	0	0
N linl	0	164,7	ja	0	65,9	ja
N Matérn	0	43,7	ja	0	44,4	ja
N mathsw	0	43,7	ja	0	44,4	ja
N pow	0	74,6	ja	0	48,6	ja
N powa	0	81,3	ja	0	51,3	ja
N sph	0	71,0	ja	0	47,9	ja
N sphga	0	63,1	ja	0	43,0	ja

Tab. A 41: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Riesterstück“; Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster; Klassen 1 bis 4)

WK	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)
Nullmodell	0	470,5	0	0	510,8	0	0	213,3	0	0	225,8	0
expa	0	479,3	0	0	519,5	0	0	223,4	0	0	236,0	0
expga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
gau	0	472,6	0	0	512,9	0	0	215,5	0	0	228,1	0
gauga	0	477,0	0	0	517,3	0	0	220,6	0	0	233,1	0
lin	0	472,6	0	0	512,9	0	0	215,5	0	0	228,1	0
linl	0	463,2	ja	0	489,1	ja	0	210,1	0	0	217,7	ja
Matérn	0	474,8	0	0	515,0	0	0	218,0	0	0	230,5	0
mathsw	0	474,8	0	0	515,0	0	0	218,0	0	0	230,5	0
pow	ja	456,5	ja	ja	481,7	ja	ja	209,8	ja	0	208,6	ja
powa	ja	458,2	ja	ja	484,2	ja	ja	211,8	ja	ja	212,4	ja
sph	ja	454,8	ja	ja	480,9	ja	ja	213,7	0	ja	206,5	ja
sphga	ja	434,3	ja	ja	470,4	ja	0	213,4	0	ja	210,4	ja
N sph	0	456,5	ja	0	480,9	ja	ja	208,8	ja	0	206,5	ja

Tab. A 42: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Moving Average)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	sphga	77,2	./.	0,55	0,13	6,02
2	sphga	50,0	./.	0,30	0,11	5,83
3	expa	0,0005/ 2,35 (Power)	0,0012/ 1,61 (Power)	0,19	./.	./.
4	expa	0,0026/ 1,61 (Power)	0,00036/ 1,94 (Power)	0,06	./.	./.
5	N gau	40,5	./.	0,36	0,0014	./.
6	Matérn	37,4	0,99	0,43	./.	./.
7	N gau	39,2	./.	0,49	0,014	./.
8	Matérn	23,3	1,19	0,54	./.	./.
9	Matérn	19,1	1,42	0,63	./.	./.

Tab. A 43: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Moving Average)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	N Matérn	17,9	0,46	0,37	0,0022	./.
2	expa	0,0008/ 2,25 (Power)	0,0013/ 1,57 (Power)	0,21	./.	./.
3	expa	0,0024/ 1,71 (Power)	0,00049/ 1,83 (Power)	0,30	./.	./.
4	N Matérn	19,7	2,02	0,48	0,0045	./.
5	expa	0,0099/ 1,26 (Power)	0,0002/ 2,07 (Power)	0,62	./.	./.
6	Matérn	19,1	1,42	0,63	./.	./.

Tab. A 44: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Riesterstück“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (dt ² ha ⁻²)	Angle
1	sphga	97,6	./.	4,19	0,21	5,84
2	sphga	103,8	./.	5,19	0,25	6,00
3	N sph	285,4	./.	2,43	1,08	./.
4	sph	169,3	./.	6,45	./.	./.

Tab. A 45: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Moving Average, Teil 1)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
2264,2	n.s.								
2264,2		n.s.							
2057,3			*						
2057,3				*					
2018,1					*				
2124,1						*			
2127,1							*		
2124,1								*	
2124,1									*
2264,2	*	n.s.							
2018,4	*		*						
2018,4	*			*					
2018,4	n.s.				*				
2104,1	*					*			
2107,0	*						*		
2104,1	*							*	
2104,1	*								*
2018,4	*	n.s.	*						
2018,4	*	n.s.		*					
2018,4	n.s.	n.s.			*				
2104,1	*	n.s.				*			
2107,0	*	n.s.					*		
2104,1	*	n.s.						*	
2104,1	*	n.s.							*
2018,4	*	n.s.	*	n.s.					
2018,4	*	n.s.	*		n.s.				
2004,5	*	n.s.	*			*			
1992,7	*	n.s.	*				*		
2004,5	*	n.s.	*					*	
2004,5	*	n.s.	*						*

Tab. A 46: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Moving Average, Teil 2)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
2018,4	*	n.s.	*	n.s.	n.s.				
2004,5	*	n.s.	*	n.s.		*			
1992,7	*	n.s.	*	n.s.			*		
2004,5	*	n.s.	*	n.s.				*	
2004,5	*	n.s.	*	n.s.					*
2004,5	*	n.s.	*	n.s.	n.s.	*			
1992,7	*	n.s.	*	n.s.	n.s.		*		
2004,5	*	n.s.	*	n.s.	n.s.			*	
2004,5	*	n.s.	*	n.s.	n.s.				*
1966,7	*	n.s.	*	n.s.	n.s.	*	*		
1980,7	*	n.s.	*	n.s.	n.s.	*		*	
1975,2	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	*			*
1966,4	*	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	*	*	
1968,1	*	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	*		n.s.
1968,5	*	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.
1968,5		*	*	n.s.	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.
1968,5			n.s.	n.s.	*	n.s.	*	n.s.	n.s.
1968,5				n.s.	*	n.s.	*	n.s.	n.s.
1968,7					*	n.s.	*	n.s.	n.s.
1979,2						*	*	*	*
2096,5							n.s.	*	*
2094,5								*	*

Tab. A 47: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Moving Average, Teil 3)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
2018,4		*	*						
2018,4		*		*					
2018,4		*			*				
2104,1		*				*			
2107,0		*					*		
2104,1		*						*	
2104,1		*							*
2018,4		*	*	n.s.					
2018,4		*	*		n.s.				
2004,5		*	*			*			
1992,7		*	*				*		
2004,5		*	*					*	
2004,5		*	*						*
2018,4		*	*	n.s.	n.s.				
2004,5		*	*	n.s.		*			
1992,7		*	*	n.s.			*		
2004,5		*	*	n.s.				*	
2004,5		*	*	n.s.					*
2004,5		*	*	n.s.	n.s.	*			
1992,7		*	*	n.s.	n.s.		*		
2004,5		*	*	n.s.	n.s.			*	
2004,5		*	*	n.s.	n.s.				*
1966,7		*	*	n.s.	n.s.	*	*		
1980,7		*	*	n.s.	n.s.	*		*	
1975,2		*	n.s.	n.s.	n.s.	*			*
1966,4		*	*	n.s.	n.s.	n.s.	*	n.s.	
1968,1		*	*	n.s.	n.s.	n.s.	*		n.s.

Tab. A 48: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Moving Average, Teil 4)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
2057,3			*	n.s.					
2018,4			n.s.		*				
2051,0			*			*			
2044,3			*				*		
2051,0			*					*	
2051,0			*						*
2018,4			n.s.	n.s.	*				
2051,0			*	n.s.		*			
2044,3			*	n.s.			*		
2051,0			*	n.s.				*	
2051,0			*	n.s.					*
2004,5			n.s.	n.s.	*	*			
1992,7			n.s.	n.s.	*		*		
2004,5			n.s.	n.s.	*			*	
2004,5			n.s.	n.s.	*				*
1966,7			n.s.	n.s.	*	*	*		
1980,7			*	n.s.	*	*		*	
1975,2			*	n.s.	*	*			*
1966,4			n.s.	n.s.	*	n.s.	*	n.s.	
1968,1			n.s.	n.s.	*	n.s.	*		n.s.
2018,4				n.s.	*				
2051,0				*		*			
2044,3				*			*		
2051,0				*				*	
2051,0				*					*

Tab. A 49: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Moving Average, Teil 5)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
2004,5				n.s.	*	*			
1992,7				n.s.	*		*		
2004,5				n.s.	*			*	
2004,5				n.s.	*				*
1966,7				n.s.	*	*	*		
1980,7				*	*	*		*	
1975,2				*	*	*			*
1966,4				n.s.	*	n.s.	*	n.s.	
1968,1				n.s.	*	n.s.	*		n.s.
2003,3					*	*			
1992,6					*		*		
2003,3					*			*	
2003,3					*				*
1964,7					*	*	*		
2004,3					*	n.s.		n.s.	
1995,3					*	*			*
1966,7					*	n.s.	*	n.s.	
1966,7					*	n.s.	*		n.s.
2125,8						n.s.	n.s.		
2114,0						*		*	
2029,7						*			*
2113,7						*	n.s.	*	
2031,4						*	n.s.		*
2125,8							n.s.	n.s.	
2125,8							n.s.		n.s.

Tab. A 50: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Raster, Teil 1)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
1560,8	n.s.								
1560,8		n.s.							
1517,8			*						
1517,8				*					
1519,8					*				
1532,6						*			
1533,5							*		
1532,6								*	
1532,6									*
1560,8	n.s.	n.s.							
1517,9	n.s.		*						
1517,9	n.s.			*					
1517,9	n.s.				*				
1532,8	n.s.					*			
1533,7	n.s.						*		
1532,8	n.s.							*	
1532,8	n.s.								*
1517,9	n.s.	n.s.	*						
1517,9	n.s.	n.s.		*					
1517,9	n.s.	n.s.			*				
1532,8	n.s.	n.s.				*			
1533,7	n.s.	n.s.					*		
1532,8	n.s.	n.s.						*	
1532,8	n.s.	n.s.							*
1517,9	n.s.	n.s.	*	n.s.					
1517,9	n.s.	n.s.	*		n.s.				
1517,4	n.s.	n.s.	*			n.s.			
1515,6	n.s.	n.s.	*				*		
1517,4	n.s.	n.s.	*					n.s.	
1517,4	n.s.	n.s.	*						n.s.

Tab. A 51: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Raster, Teil 2)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
1517,9	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.				
1517,4	n.s.	n.s.	*	n.s.		n.s.			
1515,6	n.s.	n.s.	*	n.s.			*		
1517,4	n.s.	n.s.	*	n.s.				n.s.	
1517,4	n.s.	n.s.	*	n.s.					n.s.
1517,4	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.			
1515,6	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.		*		
1517,4	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.			n.s.	
1517,4	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.				n.s.
1513,6	*	n.s.	*	n.s.	n.s.	*	*		
1515,7	*	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.		n.s.	
1513,9	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	*			*
1515,1	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	
1515,2	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.		n.s.
1517,0	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
1517,0		n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
1517,0			n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
1517,0				n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
1515,1					n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
1514,5						*	n.s.	n.s.	*
1527,5							n.s.	*	*
1525,5								*	*

Tab. A 52: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Raster, Teil 3)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
1517,9		n.s.	*						
1517,9		n.s.		*					
1517,9		*			*				
1532,8		n.s.				*			
1533,7		n.s.					*		
1532,8		n.s.						*	
1532,8		n.s.							*
1517,9		n.s.	*	n.s.					
1517,9		n.s.	*		n.s.				
1517,4		n.s.	*			n.s.			
1515,6		n.s.	*				*		
1517,4		n.s.	*					n.s.	
1517,4		n.s.	*						n.s.
1517,9		n.s.	*	n.s.	n.s.				
1517,4		n.s.	*	n.s.		n.s.			
1515,6		n.s.	*	n.s.			n.s.		
1517,4		n.s.	*	n.s.				*	
1517,4		n.s.	*	n.s.					n.s.
1517,4		n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.			
1515,6		n.s.	*	n.s.	n.s.		*		
1517,4		n.s.	*	n.s.	n.s.			n.s.	
1517,4		n.s.	*	n.s.	n.s.				n.s.
1513,6		*	*	n.s.	n.s.	*	*		
1515,7		*	*	n.s.	n.s.	n.s.		n.s.	
1513,9		*	n.s.	n.s.	n.s.	*			*
1515,1		n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	
1515,2		*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.		n.s.

Tab. A 53: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Raster, Teil 4)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
1517,8			*	n.s.					
1517,9			*		n.s.				
1518,3			*			n.s.			
1517,1			*				n.s.		
1518,3			*					n.s.	
1518,3			*						n.s.
1517,9			*	n.s.	n.s.				
1518,3			*	n.s.		n.s.			
1517,1			*	n.s.			n.s.		
1518,3			*	n.s.				n.s.	
1518,3			*	n.s.					n.s.
1517,4			n.s.	n.s.	n.s.	n.s.			
1515,6			n.s.	n.s.	n.s.		*		
1517,4			n.s.	n.s.	n.s.			n.s.	
1517,4			n.s.	n.s.	n.s.				n.s.
1513,6			n.s.	n.s.	*	*	*		
1517,7			n.s.	n.s.	*	n.s.		n.s.	
1513,9			n.s.	n.s.	*	*			*
1515,1			n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	
1515,2			n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.		n.s.
1517,9				*	n.s.				
1518,3				*		n.s.			
1517,1				*			n.s.		
1518,3				*				n.s.	
1518,3				*					n.s.

Tab. A 54: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Raster, Teil 5)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
1517,4				n.s.	n.s.	n.s.			
1515,6				n.s.	n.s.		*		
1517,4				n.s.	n.s.			n.s.	
1517,4				n.s.	n.s.				n.s.
1513,6				n.s.	*	*	*		
1515,7				n.s.	*	n.s.		n.s.	
1513,9				n.s.	*	*			*
1515,1				n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	
1515,2				n.s.	*	*	*		*
1515,9					*	*			
1513,9					*		*		
1515,9					*			*	
1515,9					*				*
1512,8					*	n.s.	*		
1515,9					*	n.s.		n.s.	
1513,2					n.s.	*			*
1513,1					*	n.s.	*	n.s.	
1513,1					*	n.s.	n.s.		n.s.
1534,6						n.s.	n.s.		
1533,8						n.s.		n.s.	
1513,7						*			*
1535,8						n.s.	n.s.	n.s.	
1515,8						*	n.s.		*
1534,6							n.s.	n.s.	
1534,6							n.s.		n.s.

Tab. A 55: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen
(Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Moving Average)

Räumliches Modell	Signifikanzniveau der Kovariablen (Trend-/ räumliches Modell) (* sign. $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht significant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
expa	./.	./.	./.	./.	*	n.s.	n.s.	./.	./.
expga	./.	./.	./.	./.	n.s.	n.s.	n.s.	./.	./.
gau	./.	./.	./.	./.	*	*	*	./.	./.
gauga	./.	./.	./.	./.	*	*	*	./.	./.
lin	./.	./.	./.	./.	*	*	*	./.	./.
linl	./.	./.	./.	./.	n.s.	n.s.	n.s.	./.	./.
Matérn	./.	./.	./.	./.	n.s.	n.s.	n.s.	./.	./.
mathsw	./.	./.	./.	./.	n.s.	n.s.	n.s.	./.	./.
pow	./.	./.	./.	./.	n.s.	n.s.	n.s.	./.	./.
powa	./.	./.	./.	./.	n.s.	n.s.	n.s.	./.	./.
sph	./.	./.	./.	./.	n.s.	n.s.	n.s.	./.	./.
sphga	./.	./.	./.	./.	n.s.	n.s.	n.s.	./.	./.
N expa	./.	./.	./.	./.	*	n.s.	n.s.	./.	./.
N expga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N gau	./.	./.	./.	./.	*	n.s.	n.s.	./.	./.
N gauga	./.	./.	./.	./.	*	n.s.	n.s.	./.	./.
N lin	./.	./.	./.	./.	*	n.s.	n.s.	./.	./.
N linl	./.	./.	./.	./.	n.s.	n.s.	n.s.	./.	./.
N Matérn	./.	./.	./.	./.	*	n.s.	n.s.	./.	./.
N mathsw	./.	./.	./.	./.	*	n.s.	n.s.	./.	./.
N pow	./.	./.	./.	./.	n.s.	n.s.	n.s.	./.	./.
N powa	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N sph	./.	./.	./.	./.	n.s.	n.s.	n.s.	./.	./.
N sphga	./.	./.	./.	./.	n.s.	n.s.	n.s.	./.	./.

Tab. A 56: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen (Schlag „Riesterstück“; Aggregationsform: Raster)

Räumliches Modell	Signifikanzniveau der Kovariablen (Trend-/ räumliches Modell) (* sign. $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
expa	./.	./.	*	./.	./.	./.	./.	./.	./.
expga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
gau	./.	./.	*	./.	./.	./.	./.	./.	./.
gauga	./.	./.	*	./.	./.	./.	./.	./.	./.
lin	./.	./.	*	./.	./.	./.	./.	./.	./.
linl	./.	./.	*	./.	./.	./.	./.	./.	./.
Matérn	./.	./.	*	./.	./.	./.	./.	./.	./.
mathsw	./.	./.	*	./.	./.	./.	./.	./.	./.
pow	./.	./.	n.s.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
powa	./.	./.	n.s.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
sph	./.	./.	n.s.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
sphga	./.	./.	n.s.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N expa	./.	./.	n.s.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N expga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N gau	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N gauga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N lin	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N linl	./.	./.	n.s.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N Matérn	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N mathsw	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N pow	./.	./.	n.s.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N powa	./.	./.	n.s.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N sph	./.	./.	n.s.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N sphga	./.	./.	n.s.	./.	./.	./.	./.	./.	./.

Tab. A 57: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Riesterstück“)

Aggregations- form	Moving Average						Raster					
Modell	Räumliches Modell			Trend- / räumliches Modell			Räumliches Modell			Trend- / räumliches Modell		
	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	2268,9	0	0	2039,4	0	0	1553,4	0	0	1521,2	0
expa	ja	-1313,4	ja	ja	-1250,4	ja	0	1561,7	0	0	1529,5	0
expga	0	-1213,9	ja	0	-1148,0	ja	0	0	0	0	0	0
gau	ja	406,5	ja	ja	313,8	ja	0	1555,5	0	0	1523,2	0
gauga	ja	224,4	ja	ja	172,8	ja	0	1559,6	0	0	1527,4	0
lin	0	0	0		-435,2	ja	0	1555,5	0	0	1523,2	0
linl	0	-42,3	ja	0	16,5	ja	0	1407,0	ja	0	1521,2	0
Matérn	ja	-1164,6	ja	ja	-1098,3	ja	0	1557,5	0	0	1525,3	0
mathsw	ja	-1164,6	ja	ja	-1098,3	ja	0	1557,5	0	0	1525,3	0
pow	0	-922,3	ja	0	-856,0	ja	ja	1379,2	ja	ja	1387,3	ja
powa	ja	-832,0	ja	ja	-769,1	ja	ja	1394,4	ja	ja	1402,6	ja
sph	ja	-923,2	ja	0	-856,4	ja	ja	1384,8	ja	ja	1390,2	ja
sphga	0	-1213,4	ja	0	-1147,9	ja	ja	1376,5	ja	ja	1381,2	ja
N expa	ja	-1419,6	ja	ja	-1361,2	ja	0	0	0	0	1394,7	ja
N expga	0	-1213,9	ja	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N gau	ja	-1326,1	ja	ja	-1272,4	ja	0	1557,5	0	0	0	0
N gauga	0	2272,9	0	ja	-1360,2	ja	0	1561,7	0	0	0	0
N lin	0	0	0	ja	-51,6	ja	0	1557,5	0	0	0	0
N linl	0	-42,3	ja	0	16,5	ja	0	1407,0	ja	0	1415,0	ja
N Matérn	0	-1329,2	ja	0	-1272,1	ja	0	0	0	0	0	0
N mathsw	0	-1329,2	ja	0	-1272,1	ja	0	1559,6	0	0	0	0
N pow	0	-922,3	ja	0	0	0	0	1381,1	ja	0	1388,9	ja
N powa	0	-832,0	ja	0	-769,1	ja	0	1394,4	ja	0	1402,6	ja
N sph	0	-923,2	ja	0	-856,2	ja	ja	1383,4	ja	ja	1389,1	ja
N sphga	0	-1217,8	ja	0	-1148,6	ja	0	1377,3	ja	0	1380,9	ja

Tab. A 58: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Moving Average)

Trend	Modell	Range-Parameter (x)	Range-Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
nein	N expa	0,0018/ 1,99 (Power)	0,0006/ 1,76 (Power)	0,38	0,003	./.
ja	N expa	0,0016/ 2,10 (Power)	0,00084/ 1,74 (Power)	0,32	0,003	./.

Tab. A 59: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Riesterstück“, Aggregationsform: Raster)

Trend	Modell	Range-Parameter (x)	Range-Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
nein	sphga	449,3	./.	2,28	0,59	5,63
ja	sphga	567,1	./.	2,89	0,59	5,63

Tab. A 60: Beschreibende Statistik für Winkel und Erträge (Schlag „Streitländer“)

Spur	Variante	Winkel Mittel (°)	Winkel CV (%)	Kornertrag Mittel (dt ha ⁻¹)	Kornertrag CV (%)
1	var.	26,3	19,5	65,9	13,4
2	var.	28,5	15,6	67,1	12,1
3	ein.	24,6	22,0	67,5	16,6
4	ein.	24,2	17,1	66,0	13,1
5	ein.	21,0	32,5	56,8	26,8
6	ein.	19,0	25,5	58,8	20,9
7	var.	25,6	18,6	66,8	15,7
8	var.	24,0	19,2	67,5	14,9
9	var.	23,5	20,1	61,7	16,8
10	var.	26,5	18,8	63,2	12,6
11	ein.	26,9	16,0	62,1	16,1
12	ein.	21,7	18,1	63,8	17,3

Tab. A 61: Variogramm-Modelle der Ertragswerte (Schlag „Streitländer“)

Spur	Variante	Modell	Nugget- Varianz (t ² ha ⁻²)	Sill- Varianz (t ² ha ⁻²)	Range (m)	RSS ¹⁾	Lag / Abstände (m)	R ² Kreuz- val. ²⁾
1	var.	sph	0,001	0,671	39,3	9,569* 10 ⁻³	150 / 10	0,936
2	var.	sph	0,082	0,731	59,0	0,03	100 / 10	0,846
3	eih.	sph	0,013	0,995	97,1	5,517* 10 ⁻³	100 / 10	0,965
4	eih.	sph	0,047	0,767	129,3	0,017	150 / 10	0,945
5	eih.	sph	0,001	2,965	129,9	0,0898	150 / 10	0,988
6	eih.	sph	0,001	1,702	98,5	0,017	150 / 10	0,975
7	var.	sph	0,005	1,105	75,4	0,027	150 / 10	0,947
8	var.	exp	0,094	1,151	165,0	0,0489	150 / 10	0,930
9	var.	sph	0,009	1,216	67,6	0,0819	150 / 10	0,972
10	var.	exp	0,001	0,677	72,9	0,0229	150 / 10	0,915
11	eih.	sph	0,001	0,993	60,8	0,0435	100 / 10	0,946
12	eih.	exp	0,001	1,104	82,8	0,0103	100 / 10	0,895

¹⁾ RSS = residual sum of squares; ²⁾ Kreuzvalidierung

Tab. A 62: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell		377,1	0		295,2	0		311,0	0		457,1	0
expa	0	205,5	ja	0	0	0	0	0	0	0	0	0
expga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
gau	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
gauga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
lin	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ja	350,1	ja
linl	0	292,5	ja	0	257,1	ja	0	279,1	ja	0	391,8	ja
Matérn	ja	203,5	ja	ja	215,2	ja	ja	248,0	ja	ja	332,7	ja
mathsw	ja	203,5	ja	ja	215,2	ja	ja	248,0	ja	ja	332,7	ja
pow	ja	242,7	ja	ja	236,5	ja	ja	262,8	ja	ja	354,5	ja
powa	ja	232,1	ja	ja	236,5	ja	ja	264,7	ja	ja	347,7	ja
sph	ja	230,4	ja	ja	240,8	ja	ja	259,2	ja	0	0	0
sphga	ja	226,6	ja	ja	227,7	ja	ja	273,9	ja	ja	360,9	ja

Tab. A 63: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 8, ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	5			6			7			8		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell		573,9	0		529,6	0		400,5	0		322,4	0
expa	ja	427,5	ja	0	0	0	0	0	0	0	251,1	ja
expga	0	439,8	ja	ja	403,7	ja	ja	299,5	ja	ja	264,5	ja
gau	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
gauga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
lin	ja	439,6	ja	0	0	0	ja	298,8	ja	ja	256,9	ja
linl	0	480,3	ja	0	460,4	ja	0	337,9	ja	ja	287,7	ja
Matérn	ja	418,3	ja	ja	384,1	ja	ja	303,9	ja	ja	256,5	ja
mathsw	ja	418,3	ja	ja	384,1	ja	ja	303,9	ja	ja	256,5	ja
pow	ja	442,4	ja	ja	418,9	ja	ja	310,5	ja	ja	264,8	ja
powa	ja	429,7	ja	ja	398,6	ja	ja	294,2	ja	ja	260,2	ja
sph	ja	456,6	ja	0	529,6	ja	ja	317,5	ja	ja	270,1	ja
sphga	ja	448,7	ja	0	406,2	ja	ja	305,3	ja	ja	272,0	ja

Tab. A 64: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 9 bis 10, ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	9			10		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell		207,9	0		227,2	0
expa	0	0	0	0	158,9	ja
expga	0	168,5	ja	0	157,1	ja
gau	0	0	0	0	0	0
gauga	0	0	0	0	0	0
lin	ja	167,1	ja	ja	169,3	ja
linl	0	181,5	ja	0	174,6	ja
Matérn	0	152,4	ja	ja	156,0	ja
mathsw	0	152,4	ja	ja	156,0	ja
pow	ja	166,6	ja	ja	158,6	ja
powa	ja	170,5	ja	ja	160,9	ja
sph	ja	174,1	ja	ja	162,3	ja
sphga	ja	173,5	ja	ja	166,1	ja

Tab. A 65: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)

Winkel- klasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell		412,7	0		316,6	0		330,1	0		485,5	0
expa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
expga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
gau	ja	335,0	ja	ja	242,0	ja	0	0	0	ja	379,7	Ja
gauga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
lin	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
linl	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Matérn	ja	276,8	ja	ja	238,0	ja	ja	275,3	ja	ja	371,5	ja
mathsw	ja	276,8	ja	ja	238,0	ja	ja	275,3	ja	ja	371,5	ja
pow	ja	295,4	ja	ja	259,8	ja	ja	290,2	ja	ja	397,5	ja
powa	ja	292,5	ja	ja	252,8	ja	ja	289,0	ja	ja	397,5	ja
sph	ja	293,4	ja	ja	265,9	ja	ja	288,7	ja	ja	412,5	ja
sphga	ja	293,3	ja	ja	247,8	ja	0	303,7	ja	ja	405,0	ja
N expa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N expga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N gau	ja	296,7	ja	0	233,7	ja	0	0	0	0	0	0
N gauga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	382,4	ja
N lin	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N linl	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N Matérn	0	276,8	ja	0	0	0	0	0	0	0	371,5	ja
N mathsw	0	276,8	ja	0	235,9	ja	0	276,4	ja	0	371,5	ja
N pow	0	295,4	ja	0	259,8	ja	0	290,2	ja	0	397,5	ja
N powa	0	292,5	ja	0	252,8	ja		318,5	ja	0	396,5	ja
N sph	0	293,4	ja	0	250,0	ja		303,4	ja	0	408,6	ja
N sphga	0	291,6	ja	0	247,8	ja		307,8	ja	0	385,1	ja

Tab. A 66: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 8, mit Gewichtung)

Winkel- klasse	5			6			7			8		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	643,4	ja	0	607,4	ja	0	442,7	0	0	363,6	ja
expa	0	0	0	0	442,2	ja	0	0	0	0	0	0
expga	0	520,1	ja	ja	472,5	ja	0	446,8	0	0	308,3	ja
gau	ja	503,5	ja	ja	456,2	ja	0	0	0	0	0	0
gauga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
lin	0	0	0	0	0	0	ja	370,0	ja	ja	317,4	ja
linl	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Matérn	ja	493,3	ja	ja	442,6	ja	ja	377,7	ja	ja	309,0	ja
mathsw	ja	493,3	ja	ja	442,6	ja	ja	377,7	ja	ja	309,0	ja
pow	ja	527,1	ja	ja	480,8	ja	ja	380,5	ja	ja	316,3	ja
powa	ja	518,9	ja	ja	466,4	ja	ja	367,8	ja	ja	311,7	ja
sph	ja	548,9	ja	ja	496,4	ja	ja	389,8	ja	ja	327,7	ja
sphga	ja	536,4	ja	0	489,3	ja	ja	395,1	ja	ja	324,6	ja
N expa	0	0	0	0	442,2	ja	0	0	0	0	308,3	ja
N expga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N gau	0	0	0	ja	450,2	ja	0	0	0	0	0	0
N gauga	ja	495,1	ja	ja	443,1	ja	0	0	0	ja	302,0	ja
N lin	0	0	0	0	0	0	ja	405,9	ja	0	0	0
N linl	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N Matérn	0	494,4	ja	0	442,6	ja	0	0	0	0	0	0
N mathsw	0	494,4	ja	0	442,6	ja	0	377,7	ja	0	310,1	ja
N pow	0	527,1	ja	0	480,7	ja	0	380,5	ja	0	316,3	ja
N powa	0	518,9	ja	0	466,4	ja	0	369,9	ja	0	311,7	ja
N sph	0	544,1	ja	0	492,9	ja	0	374,0	ja	0	325,7	ja
N sphga	0	533,3	ja	0	482,5	ja	ja	386,0	ja	0	307,3	ja

Tab. A 67: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 9 bis 10, mit Gewichtung)

Winkel- klasse	9			10		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell		257,8	0		256,9	0
expa	0	191,2	0	0	183,8	ja
expga	0	207,8	0	0	170,1	ja
gau	ja	193,1	0	ja	196,1	ja
gauga	0	0	0	0	0	0
lin	0	0	0	ja	187,6	ja
linl	0	0	0	0	0	0
Matérn	0	194,9	ja	0	180,9	ja
mathsw	0	194,9	ja	ja	180,9	ja
pow	ja	212,9	ja	ja	179,2	ja
powa	ja	212,6	ja	ja	182,6	ja
sph	ja	212,7	ja	ja	181,2	ja
sphga	ja	203,7	ja	ja	184,8	ja
N expa	0	0	0	0	183,8	ja
N expga	0	0	0	0	0	0
N gau	ja	193,1	ja	0	0	0
N gauga	0	180,7	ja	0	209,2	ja
N lin	0	0	0	0	0	0
N linl	0	0	0	0	0	0
N Matérn	0	194,9	ja	0	180,9	ja
N mathsw	0	194,9	ja	0	180,9	ja
N pow	0	212,9	ja	0	179,2	ja
N powa	0	212,6	ja	0	182,6	ja
N sph	0	221,3	ja	0	181,2	ja
N sphga	0	237,6	ja	0	184,6	ja

Tab. A 68: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell		524,0	0		1548,8	0		1243,6	0		447,6	0
expa	0	255,6	ja	ja	758,8	ja	0	0	0	0	255,9	ja
expga	0	0	ja	ja	877,2	ja	ja	728,0	ja	0	264,0	ja
gau	ja	337,0	ja	ja	933,6	ja	ja	748,3	ja	ja	293,4	ja
gauga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
lin	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ja	293,4	ja
linl	ja	393,8	ja	0	1116,6	ja	0	917,8	ja	0	319,6	ja
Matérn	ja	254,3	ja	ja	739,9	ja	ja	637,3	ja	ja	253,4	ja
mathsw	ja	254,3	ja	ja	739,9	ja	ja	637,3	ja	ja	253,4	ja
pow	ja	318,2	ja	ja	896,9	ja	ja	757,9	ja	ja	274,0	ja
powa	ja	301,9	ja	ja	881,9	ja	ja	732,4	ja	ja	280,5	ja
sph	ja	321,1	ja	ja	904,3	ja	ja	763,3	ja	ja	279,0	ja
sphga	ja	293,7	ja	0	886,6	ja	0	737,8	ja	ja	286,5	ja
N expa	0	264,0	ja	ja	758,8	ja	0	0	0	0	255,9	ja
N expga	0	0	0	0	0	0	ja	728,0	ja	0	264,0	ja
N gau	0	0	0	0	0	0	0	1247,6	0	0	451,8	0
N gauga	0	0	0	0	0	0	0	1251,7	0	0	447,3	0
N lin	0	330,7	ja	0	0	0	ja	912,7	ja	0	0	0
N linl	0	393,8	ja	0	1116,6	ja	0	0	0	0	319,6	ja
N Matérn	ja	253,6	ja	0	741,4	ja	ja	636,0	ja	0	253,4	ja
N mathsw	ja	253,6	ja	0	741,4	ja	ja	636,0	ja	0	253,4	ja
N pow	0	318,2	ja	0	896,9	ja	0	757,9	ja	0	274,0	ja
N powa	0	301,9	ja	0	881,9	ja	0	732,4	ja	0	280,5	ja
N sph	0	321,1	ja	0	903,6	ja	0	765,7	ja	0	279,6	ja
N sphga	0	293,7	ja	0	889,0	ja	0	733,2	ja	0	280,9	ja

Tab. A 69: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)

Winkel- klasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	561,0	0	0	1661,7	0	0	1406,7	0	0	530,7	0
expa	0	0	0	0	934,0	ja	0	0	0	0	324,0	ja
expga	0	436,0	ja	ja	1050,5	ja	ja	907,3	ja	ja	329,3	ja
gau	ja	435,6	ja	ja	1089,9	ja	ja	926,6	ja	ja	360,8	ja
gauga	0	0	0	0	0	0	ja	905,6	ja	0	0	0
lin	0	0	0	ja	1130,1	ja	ja	978,4	ja	ja	375,8	ja
linl	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Matérn	ja	344,0	ja	ja	935,7	ja	ja	825,0	ja	ja	318,7	ja
mathsw	ja	344,0	ja	ja	935,7	ja	ja	825,0	ja	ja	318,7	ja
pow	ja	373,4	ja	ja	1087,3	ja	ja	938,7	ja	ja	347,1	ja
powa	ja	370,0	ja	ja	1062,1	ja	ja	911,0	ja	ja	346,0	ja
sph	ja	377,1	ja	ja	1099,1	ja	ja	950,8	ja	ja	355,3	ja
sphga	ja	376,2	ja	ja	1067,3	ja	ja	924,4	ja	ja	354,3	ja
N expa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	324,0	ja
N expga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N gau	Ja	366,8	ja	ja	967,0	ja	ja	832,5	ja	ja	330,3	ja
N gauga	0	0	0	0	0	0	ja	825,4	ja	0	0	0
N lin	0	377,0	ja	ja	1292,5	ja	ja	1109,6	ja	0	0	0
N linl	0	0	0	0	1279,7	ja	0	0	ja	0	0	0
N Matérn	0	344,0	ja	0	937,8	ja	ja	823,4	ja	0	318,7	ja
N mathsw	0	344,0	ja	0	937,8	ja	ja	823,4	ja	0	318,7	ja
N pow	0	373,4	ja	0	1087,3	ja	0	938,7	ja	0	347,1	ja
N powa	0	370,0	ja	0	1062,1	ja	0	911,0	ja	0	346,0	ja
N sph	0	368,8	ja	0	1098,1	ja	0	946,7	ja	0	355,0	ja
N sphga	0	368,0	ja	0	1063,5	ja	0	928,6	ja	0	352,4	ja

Tab. A 70: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster, Klassen 1 bis 4)

Winkel- klasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	96,1	0	0	474,0	0	0	498,6	0	0	155,3	0
expa	0	106,6	0	0	482,3	0	0	506,9	0	0	164,7	0
expga	0	103,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
gau	0	98,4	0	0	476,0	0	0	500,7	0	0	157,5	0
gauga	0	103,6	0	0	480,2	0	0	504,8	0	0	162,2	0
lin	0	98,4	0	0	476,0	0	0	500,7	0	0	157,5	0
linl	0	101,3	0	0	443,1	ja	0	468,0	ja	0	149,1	ja
Matérn	0	100,9	0	0	478,1	0	0	502,7	0	0	159,8	0
mathsw	0	100,9	0	0	478,1	0	0	502,7	0	0	159,8	0
pow	0	98,4	0	ja	423,6	ja	ja	456,5	ja	ja	138,9	ja
powa	0	100,8	0	ja	417,9	ja	ja	434,2	ja	ja	134,2	ja
sph	0	96,1	0	ja	443,4	ja	ja	477,8	ja	ja	135,1	ja
sphga	0	102,2	0	ja	436,6	ja	ja	458,7	ja	0	138,7	ja

Tab. A 71: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	Matérn	17,4	1,51	1,80	./.	./.
2	Matérn	9,9	3,15	1,46	./.	./.
3	Matérn	12,6	1,97	0,99	./.	./.
4	Matérn	13,9	1,60	0,78	./.	./.
5	Matérn	10,02	2,38	0,77	./.	./.
6	Matérn	11,93	2,05	0,75	./.	./.
7	powa	0,989	0,974	0,74	./.	./.
8	Matérn	19,7	1,26	0,85	./.	./.
9	pow	0,975	./.	0,57	./.	./.
10	Matérn	13,3	1,19	0,59	./.	./.

Tab. A 72: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	Matérn	35,7	1,19	1191,6	./.	./.
2	Matérn	9,9	2,93	299,0	./.	./.
3	Matérn	9,8	2,34	187,2	./.	./.
4	Matérn	9,5	2,45	171,6	./.	./.
5	Matérn	9,1	2,76	177,2	./.	./.
6	Matérn	10,5	2,44	170,8	./.	./.
7	powa	0,983	0,961	25,5	./.	./.
8	N gauga	2,4	./.	172,0	0,0079/ 5,2	1,63
9	gau	22,9	./.	124,4	./.	./.
10	pow	0,987	./.	200,4	./.	./.

Tab. A 73: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	N Matérn	10,3	2,97	1,83	0,007	./.
2	Matérn	15,0	1,56	1,09	./.	./.
3	N Matérn	9,9	2,42	0,79	0,0051	./.
4	Matérn	14,1	1,27	0,60	./.	./.

Tab. A 74: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	Matérn	30,6	1,25	970,2	./.	./.
2	Matérn	13,5	1,63	234,7		
3	N Matérn	9,1	2,56	174,6	1,59	./.
4	Matérn	12,7	1,53	148,6	./.	./.

Tab. A 75: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Streitländer“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (dt ² ha ⁻²)	Angle
1	./.	./.	./.	./.	./.	./.
2	powa	0,981	0,963	0,98	./.	./.
3	powa	0,983	0,965	0,94	./.	./.
4	powa	0,994	0,990	2,45	./.	./.

Tab. A 76: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Streitländer“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	45,2	+ 7,3	3,309		35,3	+ 5,6	5,248	0,2873
2	58,5	- 4,3	2,590	0,0997	56,9	- 0,4	3,008	0,8987
3	59,2	- 4,9	1,879	0,0390	59,6	- 3,8	2,103	0,0692
4	61,5	+ 0,4	1,239	0,7616	61,8	+ 2,0	1,633	0,2198
5	63,6	- 0,6	1,171	0,6089	64,0	+ 0,2	1,472	0,8832
6	64,2	+ 3,0	1,143	0,0080	64,4	+ 2,6	1,423	0,0724
7	65,0	+ 3,0	1,191	0,0133	64,8	+ 1,6	1,855	0,3928
8	66,9	- 0,1	1,525	0,9498	66,5	+ 0,9	1,986	0,6561
9	67,3	+ 0,9	1,588	0,5767	68,7	- 0,6	1,820	0,7249
10	75,5	- 6,9	1,504	< 0,0001	72,8	- 4,3	1,934	0,0286

Tab. A 77: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Streitländer“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	47,7	+ 4,5	2,588		36,4	+ 9,8	3,675	0,0085
2	61,6	- 0,4	0,781	0,6164	61,4	+ 0,5	1,236	0,6938
3	65,1	+ 2,3	0,728	0,0015	64,0	+ 1,7	1,142	0,1348
4	71,9	- 3,5	1,149	0,0023	71,3	- 3,9	1,589	0,0161

Tab. A 78: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 1)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
4305,1	*								
4303,0		*							
4303,0			*						
4307,8				n.s.					
4296,3					n.s.				
3778,4						*			
3867,0							*		
4249,9								*	
4289,4									*
4302,6	n.s.	*							
4300,4	*		*						
4305,0	*			n.s.					
4298,3	n.s.				*				
3737,6	*					*			
3842,1	*						*		
3895,1	*							*	
4288,5	*								*
4297,5	n.s.	*	*						
4302,4	n.s.	*		n.s.					
4295,8	*	*			*				
3711,5	*	*				*			
3809,3	*	*					*		
3891,6	*	*						*	
4286,6	n.s.	*							*
4283,8	*	*	*	*					
4297,8	n.s.	*	n.s.		n.s.				
3630,7	*	*	*			*			
3751,6	*	*	*				*		
3866,4	*	*	*					*	
3779,5	*	*	*						*

Tab. A 79: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 2)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
4283,8	*	*	*	*	n.s.				
3629,3	*	*	*	n.s.		*			
3745,7	*	*	*	*			*		
3868,4	*	*	n.s.	n.s.				*	
3781,5	*	*	*	n.s.					*
3620,8	*	*	*	n.s.	*	*			
3739,2	*	*	*	*	*		*		
3869,6	*	*	n.s.	n.s.	n.s.			*	
3762,2	*	*	*	n.s.	*				*
3501,2	*	*	*	n.s.	*	*	*		
3620,4	*	*	*	*	*	*		n.s.	
3603,4	*	*	*	n.s.	*	*			*
3492,7	*	*	*	n.s.	*	*	*	*	
3460,4	*	*	*	n.s.	*	*	*		*
3453,1	*	*	*	n.s.	*	*	*	*	*
3473,6		n.s.	*	*	*	*	*	n.s.	*
3472,4			*	*	*	*	*	*	*
3530,4				*	n.s.	*	*	*	n.s.
3560,2					n.s.	*	*	*	*
3558,4						*	*	*	*
3799,0							*	*	*
4234,5								*	*

Tab. A 80: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 3)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
4298,2		*	*						
4302,9		*		n.s.					
4297,9		n.s.			*				
3755,3		*				*			
3856,1		*					*		
3932,7		*						*	
4286,8		*							*
4284,8		*	*	*					
4299,6		n.s.	n.s.		n.s.				
3687,8		*	*			*			
3809,6		*	*				*		
3907,9		*	*					*	
3801,4		*	*						*
4286,1		n.s.	*	*	n.s.				
3686,6		*	*	n.s.		*			
3804,1		*	*	*			*		
3909,7		*	n.s.	n.s.				*	
3803,3		*	*	n.s.					*
3663,8		n.s.	*	n.s.	*	*			
3784,7		n.s.	*	*	*		*		
3910,4		*	n.s.	n.s.	n.s.			*	
3772,8		n.s.	*	n.s.	*				*
3521,3		n.s.	*	n.s.	*	*	*		
3651,5		*	*	n.s.	*	*		*	
3638,9		n.s.	*	n.s.	*	*			*
3522,1		n.s.	*	n.s.	*	*	*	n.s.	
3471,8		*	*	*	*	*	*		*

Tab. A 81: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 4)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
4289,5			*	*					
4298,3			n.s.		*				
3719,4			*			*			
3824,6			*				*		
4241,0			*					*	
3845,8			*						*
4284,7			*	*	*				
3717,6			*	*		*			
3818,8			*	*			*		
4232,6			*	*				*	
3847,8			*	n.s.					*
3662,0			*	n.s.	*	*			
3784,2			*	*	*		*		
4104,2			n.s.	*	*			*	
3770,8			*	n.s.	*				*
3522,4			*	n.s.	*	*	*		
3660,2			*	n.s.	*	*		n.s.	
3637,0			*	n.s.	*	*			*
3520,1			*	n.s.	*	*	*	*	
3474,6			*	*	*	*	*		*
4296,1				n.s.	*				
3732,0				*		*			
3837,2				*			*		
4246,6				*				*	
4070,2				*					*

Tab. A 82: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 5)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
3695,7				*	*	*			
3818,5				*	*		*		
4103,1				*	*			*	
4072,0				*	n.s.				*
3545,2				*	*	*	*		
3680,2				*	n.s.	*		*	
3695,9				*	*	*			n.s.
3532,0				*	*	*	*	*	
3546,9				*	*	*	*		n.s.
3779,4					n.s.	*			
3868,0					n.s.		*		
4160,3					*			*	
4234,0					*				*
3683,2					n.s.	*	*		
3704,7					*	*		*	
3702,3					*	*			*
3586,4					*	*	*	*	
3578,2					*	*	*		*
3684,0						*	*		
3736,0						*		*	
3731,1						*			*
3633,8						*	*	*	
3613,5						*	*		*
3825,8							*	*	
3842,0							*		*

Tab. A 83: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Raster, Teil 1)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
1239,1	n.s.								
1238,7		n.s.							
1237,3			n.s.						
1238,5				n.s.					
1235,4					*				
1084,5						*			
1110,0							*		
1220,1								*	
1236,1									n.s.
1240,3	n.s.	n.s.							
1238,7	n.s.		n.s.						
1239,8	n.s.			n.s.					
1237,2	n.s.				*				
1064,4	*					*			
1096,1	*						*		
1104,2	*							*	
1237,8	n.s.								n.s.
1239,8	n.s.	n.s.	n.s.						
1241,0	n.s.	n.s.		n.s.					
1238,4	n.s.	n.s.			*				
1062,0	*	*				*			
1092,3	*	*					*		
1106,3	*	n.s.						*	
1239,1	n.s.	n.s.							n.s.
1240,3	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.					
1240,4	n.s.	n.s.	n.s.		n.s.				
1030,0	*	*	*			*			
1069,5	*	*	*				*		
1093,3	*	*	*					*	
1101,2	n.s.	n.s.	*						*

Tab. A 84: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Raster, Teil 2)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
1240,8	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.				
1031,9	*	*	*	n.s.		*			
1070,7	*	*	*	n.s.			*		
1094,4	*	n.s.	n.s.	n.s.				*	
1103,0	n.s.	n.s.	*	n.s.					*
1033,7	*	*	*	n.s.	n.s.	*			
1072,5	*	*	*	n.s.	n.s.		*		
1096,0	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.			*	
1102,0	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.				*
991,3	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	*	*		
1035,5	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	*		n.s.	
1034,7	*	*	*	n.s.	n.s.	*			n.s.
992,1	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	*	*	n.s.	
987,3	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	*	*		*
988,3	*	n.s.	*	n.s.	n.s.	*	*	n.s.	*
990,4		n.s.	*	n.s.	n.s.	*	*	n.s.	*
989,7			*	n.s.	n.s.	*	*	*	*
995,7				*	n.s.	*	*	*	n.s.
1000,9					n.s.	*	*	*	*
999,5						*	*	*	*
1072,0							*	*	*
1219,2								*	n.s.

Tab. A 85: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Raster, Teil 3)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
1238,3		n.s.	n.s.						
1239,5		n.s.		n.s.					
1237,4		n.s.			n.s.				
1070,5		*				*			
1101,5		*					*		
1129,0		*						*	
1237,5		n.s.							n.s.
1238,8		n.s.	n.s.	n.s.					
1239,4		n.s.	n.s.		n.s.				
1042,1		*	*			*			
1081,8		*	*				*		
1118,5		*	*					*	
1102,8		*	*						*
1239,8		n.s.	n.s.	n.s.	n.s.				
1043,9		*	*	n.s.		*			
1083,0		*	*	n.s.			*		
1120,3		n.s.	*	*				n.s.	
1104,6		*	*	n.s.					*
1043,8		n.s.	*	n.s.	n.s.	*			
1083,0		n.s.	*	n.s.	n.s.		*		
1118,0		*	n.s.	n.s.	*			*	
1101,8		n.s.	*	n.s.	*				*
995,2		*	n.s.	n.s.	n.s.	*	*		
1036,7		n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	*		*	
1043,3		n.s.	*	n.s.	n.s.	*			n.s.
996,1		n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	*	*	n.s.	
988,9		*	*	n.s.	n.s.	*	*		*

Tab. A 86: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Raster, Teil 4)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
1237,8			n.s.	n.s.					
1237,4			n.s.		n.s.				
1062,2			*			*			
1093,8			*				*		
1217,8			*					*	
1118,7			*						*
1237,8			n.s.	n.s.	n.s.				
1063,9			*	*		*			
1094,9			*	*			*		
1219,1			n.s.	n.s.				*	
1120,8			*	n.s.					*
1045,1			*	n.s.	*	*			
1082,5			*	n.s.	*		*		
1172,1			n.s.	n.s.	*			*	
1101,0			*	n.s.	*				*
1002,8			*	n.s.	*	*	*		
1036,3			n.s.	n.s.	n.s.	*		*	
1044,4			*	n.s.	*	*			n.s.
994,8			n.s.	n.s.	n.s.	*	*	*	
996,7			*	n.s.	*	*	*		*
1237,2				n.s.	n.s.				
1065,9				*		*			
1097,6				*			*		
1219,1				n.s.				*	
1179,7				*					*

Tab. A 87: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Raster, Teil 5)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
1054,0				*	*	*			
1091,0				*	*		*		
1172,6				*	*			*	
1181,8				*	n.s.				*
1008,0				*	*	*	*		
1037,1				*	n.s.	*		*	
1053,3				n.s.	*	*			n.s.
994,2				*	n.s.	*	*	*	
1009,8				*	*	*	*		n.s.
1085,7					n.s.	*			
1111,3					n.s.		*		
1189,1					*			*	
1222,3					*				*
1055,5					n.s.	*	*		
1041,4					*	*		*	
1052,9					*	*			*
1006,3					*	*	*	*	
1016,2					*	*	*		*
1055,8						*	*		
1061,7						*		*	
1063,9						*			*
1033,7						*	*	*	
1026,7						*	*		*
1087,5							*	*	
1097,9							*		*

Tab. A 88: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen (Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Block-Kriging)

Räumliches Modell	Signifikanzniveau der Kovariablen (Trend-/ räumliches Modell) (* sign. $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht significant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
expa	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
expga	n.s.	n.s.	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
gau	*	*	*	./.	*	*	*	*	*
gauga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
lin	*	*	*	./.	*	*	*	*	*
linl	n.s.	n.s.	*	./.	*	*	*	n.s.	n.s.
Matérn	*	n.s.	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
mathsw	*	n.s.	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
pow	n.s.	n.s.	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
powa	*	*	*	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
sph	n.s.	n.s.	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
sphga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N expa	*	*	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
N expga	*	n.s.	*	./.	*	*	*	*	*
N gau	*	*	*	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
N gauga	*	*	*	./.	*	*	*	*	*
N lin	*	*	*	./.	*	*	*	*	*
N linl	n.s.	n.s.	*	./.	*	*	*	n.s.	n.s.
N Matérn	*	n.s.	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
N mathsw	*	n.s.	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
N pow	n.s.	n.s.	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
N powa	*	*	*	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
N sph	n.s.	n.s.	n.s.	./.	n.s.	*	*	*	n.s.
N sphga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.

Tab. A 89: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen
(Schlag „Streitländer“; Aggregationsform: Raster)

Räumliches Modell	Signifikanzniveau der Kovariablen (Trend-/ räumliches Modell) (* sign. $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
expa	*	/.	*	/.	/.	*	*	/.	*
expga	/.	/.	/.	/.	/.	/.	/.	/.	/.
gau	*	/.	*	/.	/.	*	*	/.	*
gauga	*	/.	*	/.	/.	*	*	/.	*
lin	*	/.	*	/.	/.	*	*	/.	*
linl	n.s.	/.	n.s.	/.	/.	*	*	/.	*
Matérn	*	/.	*	/.	/.	*	*	/.	*
mathsw	*	/.	*	/.	/.	*	*	/.	*
pow	n.s.	/.	n.s.	/.	/.	*	*	/.	*
powa	*	/.	n.s.	/.	/.	*	*	/.	n.s.
sph	n.s.	/.	n.s.	/.	/.	*	*	/.	n.s.
sphga	n.s.	/.	n.s.	/.	/.	*	*	/.	n.s.
N expa	*	/.	n.s.	/.	/.	*	*	/.	n.s.
N expga	/.	/.	/.	/.	/.	/.	/.	/.	/.
N gau	*	/.	*	/.	/.	*	*	/.	*
N gauga	*	/.	*	/.	/.	*	*	/.	*
N lin	*	/.	*	/.	/.	*	*	/.	*
N linl	n.s.	/.	n.s.	/.	/.	*	*	/.	n.s.
N Matérn	/.	/.	/.	/.	/.	/.	/.	/.	/.
N mathsw	/.	/.	/.	/.	/.	/.	/.	/.	/.
N pow	n.s.	/.	n.s.	/.	/.	*	*	/.	n.s.
N powa	*	/.	n.s.	/.	/.	*	*	/.	n.s.
N sph	n.s.	/.	n.s.	/.	/.	*	*	/.	n.s.
N sphga	n.s.	/.	n.s.	/.	/.	*	*	/.	n.s.

Tab. A 90: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle mit und ohne Trendmodelle (Schlag „Streitländer“)

Aggregationsform	Block-Kriging						Raster					
Modell	Räumliches Modell			Trend- / räumliches Modell			Räumliches Modell			Trend- / räumliches Modell		
	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	4313,0	0				0	1240,8	0	0	1041,9	0
expa	0	1042,6	ja	0	1026,4	ja	0	1248,9	0	0	1050,1	0
expga	ja	1465,5	ja	0	1304,4	ja	0	0	0	0	0	0
gau	ja	1688,1	ja	ja	1437,3	ja	0	1248,8	0	0	1044,0	0
gauga	0	0	0	0	0	0	0	1246,9	0	0	1048,0	0
lin	ja	2169,1	ja	ja	1732,7	ja	0	1242,8	0	0	1044,0	0
linl	0	2466,5	ja	0	2058,4	ja	0	1060,7	ja	0	833,1	ja
Matérn	ja	949,9	ja	ja	954,2	ja	0	1244,9	0	0	1046,0	0
mathsw	ja	949,9	ja	ja	954,2	ja	0	1244,9	0	0	1046,0	0
pow	ja	1611,6	ja	0	1437,8	ja	ja	977,0	ja	ja	849,5	ja
powa	ja	1542,9	ja	ja	1406,3	ja	ja	912,1	ja	ja	830,6	ja
sph	0	1613,6	ja	0	1438,0	ja	ja	991,3	ja	ja	867,5	ja
sphga	0	1468,0	ja	0	0	0	ja	954,8	ja	ja	833,8	ja
N expa	0	1042,6	ja	0	1026,4	ja	0	0	0	0	857,5	ja
N expga	0	0	0	0	2346,3	ja	0	0	0	0	0	0
N gau	ja	1187,2	ja	ja	1132,0	ja	0	1244,9	0	0	1046,0	0
N gauga	0	4204,9	ja	0	3587,8	0	0	1248,9	0	0	1050,1	0
N lin	ja	2845,8	ja	ja	2489,6	ja	0	1244,9	0	0	1046,0	0
N linl	0	2466,5	ja	0	2058,4	ja	0	1060,7	ja	0	883,1	ja
N Matérn	0	949,9	ja	0	954,2	ja	0	0	0	0	0	0
N mathsw	0	949,9	ja	0	954,2	ja	0	0	0	0	0	0
N pow	0	1611,6	ja	0	1437,8	ja	0	977,0	ja	0	849,5	ja
N powa	0	1542,9	ja	0	1406,3	ja	0	912,1	ja	ja	830,1	ja
N sph	0	1613,1	ja	0	1436,9	ja	0	992,8	ja	0	868,5	ja
N sphga	0	1465,1	ja	0	0	0	0	951,6	ja	0	835,3	ja

Tab. A 91: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Streitländer“, Aggregationsform: Block-Kriging)

Trend	Modell	Range-Parameter (x)	Range-Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz ($t^2 \text{ ha}^{-2}$)	Scale / Nugget ($t^2 \text{ ha}^{-2}$)	Angle
nein	Matérn	14,4	1,63	1,23	./.	./.
ja	Matérn	12,4	1,62	0,78	./.	./.

Tab. A 92: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Streitländer“, Aggregationsform: Raster)

Trend	Modell	Range-Parameter (x)	Range-Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz ($t^2 \text{ ha}^{-2}$)	Scale / Nugget ($t^2 \text{ ha}^{-2}$)	Angle
nein	powa	0,984	0,968	1,06	./.	./.
ja	powa	0,980	0,946	0,57	./.	./.

Tab. A 93: Beschreibende Statistik für Winkel und Erträge (Schlag „Nr. 352“)

Spur	Variante	Winkel Mittel (°)	Winkel CV (%)	Kornertrag Mittel (dt ha^{-1})	Kornertrag CV (%)
2	eih.	20,8	28,5	51,1	18,8
3	var.	21,6	27,9	54,0	18,3
4	var.	22,3	24,1	55,0	17,8
5	eih.	20,0	26,9	52,9	12,4
6	eih.	20,3	23,8	54,0	16,3
7	var.	22,7	18,1	56,2	12,6
8	var.	22,6	17,1	55,1	16,4
9	eih.	19,2	21,6	57,6	11,6

Tab. A 94: Variogramm-Modelle der Ertragswerte (Schlag „Nr. 352“)

Spur	Variante	Modell	Nugget- Varianz (t ² ha ⁻²)	Sill- Varianz (t ² ha ⁻²)	Range (m)	RSS ¹⁾	Lag / Abstände (m)	R ² Kreuz- val. ²⁾
2	eih.	sph	0,009	0,400	38,6	2,98* 10 ⁻⁵	10 / 30	0,852
3	var.	sph	0,001	0,393	47,7	0,0129	6 / 50	0,921
4	var.	sph	0,001	0,654	71,0	6,03* 10 ⁻⁴	10 / 30	0,906
5	eih.	sph	0,053	0,428	72,1	5,35* 10 ⁻³	6 / 50	0,761
6	eih.	sph	0,035	0,492	96,9	5,85* 10 ⁻³	6 / 50	0,872
7	var.	exp	0,0048	0,224	56,1	1,46* 10 ⁻⁴	6 / 50	0,799
8	var.	sph	0,0001	0,257	47,5	1,42* 10 ⁻³	6 / 50	0,915
9	eih.	sph	0,0001	0,310	65,6	2,62* 10 ⁻³	6 / 50	0,782

¹⁾ RSS = residual sum of squares; ²⁾ Kreuzvalidierung

Tab. A 95: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	269,5	0	0	348,7	0	0	460,7	0	0	566,4	0
expa	0	159,9	0	0	187,2	ja	0	0	0	ja	196,1	ja
expga	0	179,2	ja	0	383,1	0	ja	245,6	ja	ja	200,8	ja
gau	ja	170,6	ja	ja	220,7	ja	ja	298,2	ja	ja	309,5	ja
gauga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
lin	0	180,3	ja	ja	220,6	ja	ja	298,8	ja	0	0	0
linl	0	0	ja	0	215,6	ja	0	302,9	ja	0	293,0	ja
Matérn	ja	151,2	ja	ja	183,5	ja	ja	242,8	ja	ja	188,1	ja
mathsw	ja	151,2	ja	ja	183,5	ja	ja	242,8	ja	ja	188,1	ja
pow	ja	160,0	ja	ja	189,0	ja	ja	257,6	ja	ja	206,2	ja
powa	ja	165,1	ja	ja	185,9	ja	ja	258,3	ja	ja	210,5	ja
sph	ja	162,1	ja	ja	191,8	ja	ja	260,7	ja	ja	209,0	ja
sphga	ja	164,7	ja	ja	196,3	ja	ja	248,3	ja	0	203,5	ja

Tab. A 96: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 7, ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	5			6			7		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	358,1	0	0	173,0	0	0	57,4	0
expa	0	172,0	ja	0	0	0	0	0	0
expga	0	170,4	ja	0	108,6	ja	0	36,8	ja
gau	ja	213,4	ja	0	175,1	0	ja	30,9	ja
gauga	0	0	0	0	0	0	0	0	0
lin	ja	212,2	ja	ja	94,2	ja	ja	33,5	ja
linl	0	225,2	ja	0	111,5	ja	0	43,3	ja
Matérn	ja	154,9	ja	0	93,1	ja	0	29,8	ja
mathsw	ja	154,9	ja	0	93,1	ja	0	29,8	ja
pow	ja	173,7	ja	0	90,9	ja	ja	33,6	ja
powa	ja	178,8	ja	ja	101,8	ja	ja	35,8	ja
sph	ja	174,7	ja	ja	92,1	ja	ja	32,9	ja
sphga	ja	169,7	ja	ja	93,2	ja	ja	37,4	ja

Tab. A 97: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)

Winkel- klasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	267,0	0	0	360,1	0	0	484,9	0	0	588,5	0
expa	0	0	0	0	218,8	ja	0	281,4	ja	ja	247,2	ja
expga	0	163,8	ja	0	376,8	0	ja	285,5	ja	ja	245,0	ja
gau	ja	190,1	ja	ja	259,0	ja	ja	338,3	ja	ja	375,5	ja
gauga	0	187,1	ja	0	0	0	0	0	0	0	0	0
lin	ja	160,5	ja	0	0	0	0	0	0	0	0	0
linl	0	181,5	ja	0	234,5	ja	0	0	0	0	321,3	ja
Matérn	ja	163,5	ja	ja	215,0	ja	ja	274,3	ja	ja	242,0	ja
mathsw	ja	163,5	ja	ja	215,0	ja	ja	274,3	ja	ja	242,0	ja
pow	ja	163,8	ja	ja	214,5	ja	ja	296,8	ja	ja	250,1	ja
powa	ja	168,3	ja	ja	215,3	ja	ja	296,1	ja	ja	250,3	ja
sph	ja	165,2	ja	ja	216,9	ja	ja	301,8	ja	ja	254,4	ja
sphga	0	167,1	ja	0	225,3	ja	ja	289,2	ja	0	249,5	ja

Tab. A 98: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 7, mit Gewichtung)

Winkel- klasse	5			6			7		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	388,1	0	0	189,0	0	0	57,0	0
expa	0	195,0	ja	0	0	0	0	29,6	ja
expga	0	191,1	ja	0	161,3	ja	0	33,4	ja
gau	ja	235,4	ja	0	191,1	0	0	28,0	ja
gauga	0	0	0	0	0	0	0	0	0
lin	ja	236,2	ja	ja	109,7	ja	ja	31,1	ja
linl	0	252,7	ja	0	129,2	ja	0	42,6	ja
Matérn	ja	176,0	ja	0	111,8	ja	0	25,6	ja
mathsw	ja	176,0	ja	0	111,8	ja	0	25,6	ja
pow	0	194,0	ja	0	109,9	ja	ja	32,4	ja
powa	ja	201,4	ja	ja	116,6	ja	ja	35,1	ja
sph	ja	195,4	ja	ja	109,7	ja	ja	30,9	ja
sphga	0	196,2	ja	ja	109,5	ja	ja	35,1	ja

Tab. A 99: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	269,5	0	0	451,3	0	0	646,5	0	0	565,4	0
expa	0	0	0	0	225,3	ja	ja	231,7	ja	0	175,3	ja
expga	0	159,9	ja	ja	223,7	ja	0	650,6	0	0	569,4	0
gau	ja	179,2	ja	ja	259,2	ja	ja	404,5	ja	ja	247,2	ja
gauga	0	170,6	ja	ja	260,7	ja	0	0	0	ja	245,7	ja
lin	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ja	289,3	ja
linl	0	180,3	ja	0	264,5	ja	0	354,0	ja	0	299,6	ja
Matérn	ja	151,2	ja	ja	216,0	ja	ja	244,2	ja	ja	153,0	ja
mathsw	ja	151,2	ja	ja	216,0	ja	ja	244,2	ja	ja	153,0	ja
pow	ja	160,0	ja	ja	227,0	ja	ja	265,7	ja	0	207,3	ja
powa	ja	165,1	ja	ja	226,1	ja	ja	249,2	ja	ja	195,5	ja
sph	ja	162,1	ja	ja	234,9	ja	ja	269,3	ja	ja	208,3	ja
sphga	ja	164,7	ja	ja	225,2	ja	ja	241,2	ja	ja	175,9	ja

Tab. A 100: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 6, ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	5			6		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	231,4	0	0	57,4	0
expa	0	103,8	ja	0	0	0
expga	0	238,2	0	0	36,8	ja
gau	ja	129,4	ja	ja	30,9	ja
gauga	0	237,8	0	0	0	0
lin	ja	106,5	ja	ja	33,5	ja
linl	0	135,1	ja	0	43,3	ja
Matérn	ja	95,0	ja	0	29,8	ja
mathsw	ja	95,0	ja	0	29,8	ja
pow	0	101,3	ja	ja	33,6	ja
powa	ja	112,5	ja	ja	35,8	ja
sph	ja	103,3	ja	ja	32,9	ja
sphga	ja	104,5	ja	ja	37,4	ja

Tab. A 101: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)

Winkel- klasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	267,0	0	0	462,9	0	0	687,3	0	0	605,6	0
expa	0	0	0	0	259,7	ja	ja	316,5	ja	0	243,3	ja
expga	0	163,8	ja	0	253,4	ja	0	691,4	0	ja	232,8	ja
gau	ja	190,1	ja	ja	302,9	ja	ja	499,4	ja	ja	349,2	ja
gauga	0	187,1	ja	0	0	0	0	0	0	ja	336,9	ja
lin	ja	160,5	ja	ja	295,9	ja	ja	376,8	ja	ja	307,8	ja
linl	ja	181,5	ja	0	284,2	ja	0	0	ja	0	342,8	ja
Matérn	ja	163,5	ja	ja	250,2	ja	ja	324,4	ja	ja	236,0	ja
mathsw	ja	163,5	ja	ja	250,2	ja	ja	324,4	ja	ja	236,0	ja
pow	ja	163,8	ja	ja	255,2	ja	ja	333,4	ja	ja	260,9	ja
powa	ja	168,3	ja	ja	257,2	ja	ja	322,2	ja	ja	248,9	ja
sph	ja	165,2	ja	ja	265,8	ja	ja	340,0	ja	ja	262,7	ja
sphga	0	167,1	ja	0	264,0	ja	0	317,8	ja	0	234,9	ja

Tab. A 102: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 5 bis 6, mit Gewichtung)

Winkel- klasse	5			6		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	249,7	0	0	57,0	0
expa	0	141,7	ja	0	29,6	ja
expga	0	253,3	0	0	33,4	ja
gau	ja	180,2	ja	ja	28,0	ja
gauga	0	256,1	0	0	0	0
lin	ja	144,7	ja	ja	31,1	ja
linl	0	156,6	ja	0	42,6	ja
Matérn	0	131,0	ja	0	25,6	ja
mathsw	0	131,0	ja	0	25,6	ja
pow	0	129,0	ja	ja	32,4	ja
powa	ja	139,1	ja	ja	35,1	ja
sph	ja	132,2	ja	ja	30,9	ja
sphga	0	132,1	ja	ja	35,1	ja

Tab. A 103: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster, Klassen 1 bis 4)

Winkel- klasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	52,4	0	0	129,8	0	0	216,5	0	0	183,3	0
expa	0	65,6	0	0	139,2	0	0	225,1	0	0	192,2	0
expga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
gau	0	55,0	0	0	132,0	0	0	218,6	0	0	185,5	0
gauga	0	61,4	0	0	136,7	0	0	222,9	0	0	189,9	0
lin	0	55,0	0	0	132,0	0	0	218,6	0	0	185,5	0
linl	0	48,6	ja	0	103,6	ja	0	174,0	ja	0	130,3	ja
Matérn	0	58,0	0	0	134,3	0	0	220,8	0	0	187,6	0
mathsw	0	58,0	0	0	134,3	0	0	220,8	0	0	187,6	0
pow	ja	48,7	ja	ja	99,1	ja	ja	165,3	ja	0	113,9	ja
powa	ja	52,8	0	ja	103,3	ja	ja	170,6	ja	ja	114,1	ja
sph	ja	50,0	ja	ja	102,6	ja	ja	169,8	ja	ja	117,7	ja
sphga	0	55,1	0	ja	98,4	ja	ja	168,2	ja	ja	113,3	ja

Tab. A 104: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster, Klassen 5 bis 6)

Winkel- klasse	5			6		
Modell	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz- Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	45,9	0	0	10,5	0
expa	0	58,2	0	0	0	0
expga	0	0	0	0	0	0
gau	0	48,4	0	0	17,1	0
gauga	0	54,5	0	0	0	0
lin	0	48,4	0	0	17,1	0
linl	0	43,2	ja	0	16,4	0
Matérn	0	51,2	0	0	0	0
mathsw	0	51,2	0	0	0	0
pow	0	39,9	ja	0	14,4	0
powa	ja	45,4	0	0	0	0
sph	ja	39,8	ja	0	17,1	0
sphga	0	43,5	ja	0	0	0

Tab. A 105: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	Matérn	40,7	1,47	0,89	./.	./.
2	Matérn	21,6	1,20	0,63	./.	./.
3	Matérn	26,3	1,14	0,70	./.	./.
4	Matérn	35,6	0,95	0,59	./.	./.
5	Matérn	27,3	1,25	0,65	./.	./.
6	sph	251,9	./.	0,95	./.	./.
7	gau	17,8	./.	0,34	./.	./.

Tab. A 106: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	lin	0,0086	./.	44,28	./.	./.
2	pow	0,985	./.	28,4	./.	./.
3	Matérn	21,9	1,31	28,25	./.	./.
4	Matérn	42,5	0,79	24,61	./.	./.
5	Matérn	28,7	1,25	28,55	./.	./.
6	sphga	272,6	./.	34,41	2,10	3,57
7	sph	130,1	./.	14,47	./.	./.

Tab. A 107: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	Matérn	16,8	1,47	0,89	./.	./.
2	Matérn	20,0	1,25	0,63	./.	./.
3		0,0024/ 1,49 (Power)	0,067/ 0,77 (Power)	0,53	./.	./.
4	Matérn	19,5	1,61	0,57	./.	./.
5	Matérn	23,81	1,40	0,65	./.	./.
6	gau	17,8	./.	0,34	./.	./.

Tab. A 108: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	lin	0,0086	./.	44,28	./.	./.
2	Matérn	24,9	0,97	25,89	./.	./.
3	expa	0,0041/ 1,35 (Power)	0,073/ 0,72 (Power)	22,97	./.	./.
4	expga	59,9	./.	29,03	0,38	4,83
5	sph	193,7	./.	37,60	./.	./.
6	gau	18,5	./.	12,14	./.	./.

Tab. A 109: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Nr. 352“, Schichtung nach Düngungsalgorithmus; Aggregationsform: Raster)

Winkel- klasse	Modell	Range- Parameter (x)	Range- Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	pow	0,992	./.	1,06	./.	./.
2	sphga	550,1	./.	0,66	8,81	5,83
3	pow	0,988	./.	0,60	./.	./.
4	sphga	241,0	./.	1,19	0,45	4,74
5	sph	256,3	./.	0,67	./.	./.
6	./.	./.	./.	./.	./.	./.

Tab. A 110: Ertragsvergleich zwischen den N-Düngungsverfahren (Schichtung: Bestandsheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung; Schlag „Nr. 352“)

WK	Nullmodell				Bestes räumliches Modell			
	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test	Ertrag einh. Mittel	Diff. ertrag (var. ./. einh.)	SED	P-Wert F-Test
	(dt ha ⁻¹)				(dt ha ⁻¹)			
1	1	53,9	- 1,2	1,981	0,5557	51,8	+ 1,9	1,263
2	2	53,9	- 0,6	1,581	0,7140	55,0	+ 1,0	1,334
3	3	54,1	- 1,8	1,097	0,1111	54,2	- 1,2	1,149
4	4	54,4	- 0,9	1,008	0,3858	55,6	- 1,4	0,987
5	5	55,2	+ 1,9	1,306	0,1391	57,4	+ 0,3	1,337
6	6	63,0	- 2,5	2,131	0,2479	58,2	+ 1,8	1,870
7	7	60,8	+ 4,7	2,250	0,0464	61,1	+ 4,0	3,295

Tab. A 111: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 1)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
2043,6	*								
2122,1		*							
2297,7			*						
2297,0				*					
2134,7					*				
1960,4						*			
1986,1							*		
1834,9								*	
2248,3									*
1926,9	*	*							
2025,6	*		*						
2025,4	*			*					
2026,0	*				*				
1690,2	*					*			
1709,9	*						*		
1750,2	*							*	
1976,7	*								*
1912,4	*	*	*						
1912,2	*	*		*					
1906,0	*	*			*				
1674,8	*	*				*			
1688,8	*	*					*		
1690,9	*	*						*	
1879,5	*	*							*
1914,2	*	*	n.s.	n.s.					
1907,2	*	*	n.s.		*				
1675,8	*	*	n.s.			*			
1690,6	*	*	n.s.				*		
1692,8	*	*	n.s.					*	
1782,5	*	*	*						*

Tab. A 112: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 2)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
1909,1	*	*	n.s.	n.s.	*				
1676,6	*	*	n.s.	n.s.		*			
1691,1	*	*	n.s.	n.s.			*		
1692,4	*	*	n.s.	n.s.				*	
1777,5	*	*	*	*					*
1658,4	*	*	n.s.	n.s.	*	*			
1677,4	*	*	n.s.	n.s.	*		*		
1691,1	*	*	n.s.	n.s.	n.s.			*	
1772,8	*	*	*	*	*				*
1646,0	*	*	n.s.	n.s.	*	*	*		
1660,4	*	*	n.s.	n.s.	*	*		n.s.	
1645,4	*	*	n.s.	n.s.	*	*			*
1644,8	*	*	n.s.	n.s.	*	*	*	n.s.	
1640,8	*	*	n.s.	n.s.	*	*	*		*
1639,7	*	*	n.s.	n.s.	*	*	*	n.s.	*
1643,0		*	n.s.	n.s.	*	*	*	*	*
1653,8			n.s.	n.s.	*	*	*	*	*
1652,2				n.s.	*	*	*	*	*
1650,2					*	*	*	*	*
1674,5						*	*	*	*
1715,1							*	*	n.s.
1817,6								*	*

Tab. A 113: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 3)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
2102,4		*	*						
2102,0		*		*					
2082,2		*			*				
1724,9		*				*			
1749,3		*					*		
1698,4		*						*	
2048,5		*							*
2104,0		*	n.s.	n.s.					
2073,6		n.s.	*		*				
1724,3		*	n.s.			*			
1750,3		*	n.s.				*		
1700,4		*	n.s.					*	
1880,5		*	*						*
2075,5		n.s.	n.s.	n.s.	*				
1724,6		*	n.s.	n.s.		*			
1750,1		*	n.s.	n.s.			*		
1699,3		*	n.s.	n.s.				*	
1871,4		*	*	*					*
1690,3		*	n.s.	n.s.	*	*			
1720,7		*	n.s.	n.s.	*		*		
1696,3		*	n.s.	n.s.	*			*	
1853,4		*	*	*	*				*
1665,1		n.s.	*	n.s.	*	*	*		
1681,5		*	n.s.	n.s.	*	*		*	
1671,7		n.s.	n.s.	n.s.	*	*			*
1648,3		*	n.s.	n.s.	*	*	*	*	
1659,4		n.s.	n.s.	n.s.	*	*	*		*

Tab. A 114: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 4)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
2299,0			n.s.	n.s.					
2074,6			*		*				
1961,5			n.s.			*			
1988,0			n.s.				*		
1831,4			*					*	
2117,2			*						*
2076,6			*	n.s.	*				
1962,6			n.s.	n.s.		*			
1988,8			n.s.	n.s.			*		
1833,1			n.s.	n.s.				*	
2112,1			*	*					*
1692,8			*	n.s.	*	*			
1724,8			n.s.	n.s.	*		*		
1811,3			*	n.s.	*			*	
1863,4			*	*	*				*
1664,6			*	n.s.	*	*	*		
1684,0			n.s.	n.s.	*	*		*	
1671,1			n.s.	n.s.	*	*			*
1658,3			n.s.	n.s.	*	*	*	*	
1658,0			n.s.	n.s.	*	*	*		*
2081,1				*	*				
1961,1				n.s.		*			
1987,7				n.s.			*		
1832,2				*				*	
2139,7				*					*

Tab. A 115: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 5)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
1695,7				*	*	*			
1726,5				*	*		*		
1816,7				*	*			*	
1931,4				*	*				*
1671,2				*	*	*	*		
1682,4				*	*	*		*	
1672,0				n.s.	*	*			*
1658,4				*	*	*	*	*	
1656,0				n.s.	*	*	*		*
1855,9					*	*			
1875,0					*		*		
1836,8					n.s.			*	
2134,3					*				n.s.
1843,3					*	*	*		
1699,9					*	*		*	
1670,5					*	*			*
1679,1					*	*	*	*	
1654,0					*	*	*		*
1940,7						*	*		
1698,1						*		*	
1959,4						*			n.s.
1677,0						*	*	*	
1938,1						*	*		*
1714,3							*	*	
1987,0							*		n.s.

Tab. A 116: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Raster, Teil 1)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
576,5	*								
601,6		*							
656,2			*						
656,1				*					
603,3					*				
561,6						*			
568,9							*		
513,8								*	
641,6									*
540,5	*	*							
571,7	*		*						
571,8	*			*					
572,2	*				*				
475,8	*					*			
480,9	*						*		
489,0	*							*	
556,7	*								*
537,3	*	*	*						
537,4	*	*		*					
535,7	*	*			*				
471,6	*	*				*			
475,0	*	*					*		
471,1	n.s.	*						*	
527,8	*	*							*
539,4	*	*	n.s.	n.s.					
537,8	*	*	n.s.		n.s.				
473,6	*	*	n.s.			*			
477,1	*	*	n.s.				*		
472,9	n.s.	*	n.s.					*	
505,9	*	*	*						*

Tab. A 117: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Raster, Teil 2)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
539,9	*	*	n.s.	n.s.	n.s.				
475,2	*	*	n.s.	n.s.		*			
478,5	*	*	n.s.	n.s.			*		
473,9	n.s.	*	n.s.	n.s.				*	
505,7	*	*	n.s.	n.s.					*
472,6	*	*	n.s.	n.s.	*	*			
476,9	*	*	n.s.	n.s.	n.s.		*		
475,4	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.			*	
506,4	*	*	*	n.s.	n.s.				*
472,3	*	*	n.s.	n.s.	*	*	n.s.		
473,5	*	*	n.s.	n.s.	n.s.	*		n.s.	
466,4	*	*	n.s.	n.s.	*	*			*
471,1	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	*	*	n.s.	
468,1	*	*	n.s.	n.s.	*	*	n.s.		*
467,4	n.s.	*	n.s.	n.s.	*	*	n.s.	*	*
466,4		*	n.s.	n.s.	*	*	n.s.	n.s.	*
471,4			n.s.	n.s.	*	*	n.s.	n.s.	*
471,4				n.s.	*	*	n.s.	n.s.	n.s.
469,7					*	*	*	n.s.	*
474,5						*	*	*	n.s.
482,5							*	*	n.s.
509,1								*	*

Tab. A 118: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Raster, Teil 3)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
596,3		*	*						
596,3		*		*					
589,7		*			*				
487,6		*				*			
494,1		*					*		
472,0		*						*	
579,6		*							*
598,3		*	n.s.	n.s.					
588,7		n.s.	n.s.		*				
489,6		*	n.s.			*			
496,2		*	n.s.				*		
474,0		*	n.s.					*	
537,2		*	*						*
590,8		n.s.	n.s.	n.s.	*				
491,0		*	n.s.	n.s.		*			
497,6		*	n.s.	n.s.			*		
474,7		*	n.s.	n.s.				*	
536,1		*	*	n.s.					*
483,0		n.s.	n.s.	n.s.	*	*			
490,6		n.s.	n.s.	n.s.	*		*		
475,7		*	n.s.	n.s.	n.s.			*	
532,1		n.s.	*	n.s.	*				*
479,2		n.s.	n.s.	n.s.	*	*	*		
476,5		*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.		*	
473,9		n.s.	n.s.	n.s.	*	*			*
470,2		*	n.s.	n.s.	n.s.	*	*	*	
474,3		n.s.	n.s.	n.s.	*	*	n.s.		*

Tab. A 119: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“, Aggregationsform: Raster, Teil 4)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
658,1			n.s.	n.s.					
587,4			*		*				
563,7			n.s.			*			
571,0			n.s.				*		
513,4			n.s.					*	
609,3			*						*
589,5			n.s.	n.s.	*				
565,4			n.s.	n.s.		*			
572,6			n.s.	n.s.			*		
515,3			n.s.	n.s.				*	
609,4			*	n.s.					*
482,5			n.s.	n.s.	*	*			
490,6			n.s.	n.s.	*		*		
509,1			n.s.	n.s.	*			*	
533,3			*	n.s.	*				*
477,9			n.s.	n.s.	*	*	*		
478,9			n.s.	n.s.	n.s.	*		*	
472,2			n.s.	n.s.	*	*			*
475,2			n.s.	n.s.	n.s.	*	*	*	
472,4			n.s.	n.s.	*	*	n.s.		*
589,0				*	*				
563,6				n.s.		*			
571,0				n.s.			*		
513,8				n.s.				*	
613,4				*					*

Tab. A 120: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Raster, Teil 5)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
481,4				*	*	*			
489,3				*	*		*		
510,0				*	*			*	
547,4				*	*				*
477,3				*	*	*	*		
476,8				n.s.	n.s.	*		*	
472,8				n.s.	*	*			*
473,1				*	*	*	*	*	
471,5				n.s.	*	*	n.s.		*
252,5					*	*			
530,6					*		*		
515,9					n.s.			*	
604,7					*				n.s.
523,9					*	*	n.s.		
478,3					n.s.	*		*	
471,8					*	*			*
475,2					n.s.	*	*	*	
469,8					*	*	*		*
557,2						*	*		
476,4						*		*	
563,2						*			n.s.
473,1						*	*	*	
558,4						*	*		n.s.
480,6							*	*	
570,8							*		n.s.

Tab. A 121: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen
(Schlag „Nr.352“; Aggregationsform: Block-Kriging)

Räumliches Modell	Signifikanzniveau der Kovariablen (Trend-/ räumliches Modell) (* sign. $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
expa	*	*	./.	./.	*	*	*	./.	*
expga	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	*	./.	n.s.
gau	*	*	./.	./.	*	*	*	./.	*
gauga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
lin	*	*	./.	./.	*	*	*	./.	*
linl	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	*	./.	n.s.
Matérn	*	*	./.	./.	n.s.	*	*	./.	n.s.
mathsw	*	*	./.	./.	n.s.	*	*	./.	n.s.
pow	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	*	./.	n.s.
powa	n.s.	*	./.	./.	*	*	*	./.	n.s.
sph	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	*	./.	n.s.
sphga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N expa	*	*	./.	./.	*	*	*	./.	*
N expga	*	*	./.	./.	*	*	*	./.	*
N gau	*	*	./.	./.	*	*	*	./.	*
N gauga	*	*	./.	./.	*	*	*	./.	*
N lin	*	*	./.	./.	*	*	*	./.	*
N linl	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	*	./.	n.s.
N Matérn	*	*	./.	./.	n.s.	*	*	./.	n.s.
N mathsw	*	*	./.	./.	n.s.	*	*	./.	n.s.
N pow	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	*	./.	n.s.
N powa	n.s.	*	./.	./.	*	*	*	./.	n.s.
N sph	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	*	./.	n.s.
N sphga	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	*	./.	n.s.

Tab. A 122: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen
(Schlag „Nr. 352“; Aggregationsform: Raster)

Räumliches Modell	Signifikanzniveau der Kovariablen (Trend-/ räumliches Modell) (* sign. $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
expa	*	*	./.	./.	*	*	./.	./.	*
expga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
gau	*	*	./.	./.	*	*	./.	./.	*
gauga	*	*	./.	./.	*	*	./.	./.	*
lin	*	*	./.	./.	*	*	./.	./.	*
linl	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	./.	./.	n.s.
Matérn	*	*	./.	./.	*	*	./.	./.	*
mathsw	*	*	./.	./.	*	*	./.	./.	*
pow	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	./.	./.	*
powa	*	*	./.	./.	n.s.	*	./.	./.	n.s.
sph	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.
sphga	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	./.	./.	n.s.
N expa	*	*	./.	./.	*	*	./.	./.	*
N expga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N gau	*	*	./.	./.	*	*	./.	./.	*
N gauga	*	*	./.	./.	*	*	./.	./.	*
N lin	*	*	./.	./.	*	*	./.	./.	*
N linl	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	./.	./.	n.s.
N Matérn	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N mathsw	*	*	./.	./.	*	*	./.	./.	*
N pow	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	./.	./.	n.s.
N powa	*	*	./.	./.	n.s.	*	./.	./.	n.s.
N sph	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	./.	./.	n.s.
N sphga	n.s.	n.s.	./.	./.	n.s.	*	./.	./.	n.s.

Tab. A 123: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle mit und ohne Trendmodelle (Schlag „Schlag 352“)

Aggregationsform	Block-Kriging						Raster					
Modell	Räumliches Modell			Trend- / räumliches Modell			Räumliches Modell			Trend- / räumliches Modell		
	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell							0	664,8	0	0	554,3	0
expa	0	- 175,0	ja	0	- 209,0	ja	0	673,0	0	0	562,6	0
expga	0	92,0	ja	0	114,6	ja	0	0	0	0	0	0
gau	ja	300,0	ja	ja	63,8	ja	0	666,8	0	0	556,4	0
gauga	0	0	0	0	0	0	0	670,9	0	0	560,5	0
lin	0	645,4	ja	ja	341,1	ja	0	666,9	0	0	556,4	0
linl	0	726,5	ja	0	704,9	ja	0	438,8	ja	0	489,4	ja
Matérn	ja	- 298,0	ja	ja	- 269,1	ja	0	668,8	0	0	558,4	0
mathsw	ja	- 298,0	ja	ja	- 269,1	ja	0	668,8	0	0	558,4	0
pow	0	186,8	ja	0	225,9	ja	ja	410,2	ja	ja	474,5	ja
powa	ja	173,0	ja	ja	173,6	ja	ja	404,2	ja	ja	454,9	ja
sph	ja	187,0	ja	ja	225,3	ja	ja	416,2	ja	ja	483,8	ja
sphga	0	93,8	ja	0	0	0	ja	393,3	ja	0	457,2	ja
N expa	0	- 175,0	ja	0	- 209,9	ja	0	675,1	0	0	564,6	0
N expga	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N gau	ja	- 55,1	ja	ja	- 150,2	ja	0	668,8	0	0	558,4	0
N gauga	0	0	0	0	0	0	0	673,0	0	0	562,6	0
N lin	ja	904,3	ja	0	341,1	ja	0	668,8	0	0	558,4	0
N linl	0	726,5	ja	0	704,9	ja	0	438,8	ja	0	489,4	ja
N Matérn	0	- 298,0	ja	0	- 269,1	ja	0	0	0	0	0	0
N mathsw	0	- 298,0	ja	0	- 269,1	ja	0	670,9	0	0	560,5	0
N pow	0	186,8	ja	0	225,9	ja	0	410,2	ja	0	474,5	ja
N powa	0	173,0	ja	0	173,6	ja	0	405,2	ja	0	454,9	ja
N sph	0	187,5	ja	0	226,0	ja	0	418,2	ja	0	485,5	ja
N sphga	0		ja	0	111,8	ja	0	393,3	ja	0	457,2	ja

Tab. A 124: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Nr. 352“, Aggregationsform: Block-Kriging)

Trend	Modell	Range-Parameter (x)	Range-Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz ($t^2 \text{ ha}^{-2}$)	Scale / Nugget ($t^2 \text{ ha}^{-2}$)	Angle
nein	Matérn	13,9	1,83	0,60	./.	./.
ja	Matérn	9,8	2,16	0,36	./.	./.

Tab. A 125: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Nr. 352“, Aggregationsform: Raster)

Trend	Modell	Range-Parameter (x)	Range-Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz ($t^2 \text{ ha}^{-2}$)	Scale / Nugget ($t^2 \text{ ha}^{-2}$)	Angle
nein	sphga	515,0	./.	2,05	1,80	0,11
ja	powa	0,980	0,949	0,35	./.	./.

Tab. A 126: Beschreibende Statistik für Winkel und Erträge (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“)

Spur	Variante	Kornertrag Mittel ($dt \text{ ha}^{-1}$)	Kornertrag CV (%)
3	var.	30,6	22,0
4	var.	31,5	24,5
5	eih.	33,3	33,1
6	eih.	36,6	29,9
7	var.	37,8	34,9
8	var.	34,7	33,9
9	eih.	36,7	27,8
10	eih.	30,6	22,0

Tab. A 127: Variogramm-Modelle der Erträge (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“)

Spur	Variante	Modell	Nugget-Varianz ($t^2 \text{ ha}^{-2}$)	Sill-Varianz ($t^2 \text{ ha}^{-2}$)	Range (m)	RSS ¹⁾	Lag / Abstände (m)	R ² Kreuz-val. ²⁾
3	var.	exp	0,0001	0,238	111,0	2,158 * 10^{-4}	100 / 20	0,868
4	var.	sph	0,001	0,469	169,0	5,995 * 10^{-3}	200 / 20	0,893
5	eih.	gau	0,075	1,159	198,1	./.	200 / 20	0,919
6	eih.	sph	0,001	0,996	148,6	0,105	200 / 20	0,908
7	var.	sph	0,031	0,542	151,3	9,376 * 10^{-5}	100 / 20	0,941
8	var.	gau	0,166	2,283	509,2	0,0270	600 / 40	0,856
9	eih.	gau	0,218	0,798	246,2	0,0107	200 / 20	0,763
10	eih.	sph	0,110	1,174	227,6	0,0523	300 / 20	0,779

¹⁾ RSS = residual sum of squares; ²⁾ Kreuzvalidierung

Tab. A 128: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, ohne Gewichtung)

EC-Klasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	45,0	0	0	120,2	0	0	304,6	0	0	132,7	0
expa	0	40,2	ja	0	129,7	0	0	59,6	ja	0	23,7	ja
expga	0	22,2	ja	0	35,7	ja	0	0	0	0	37,1	ja
gau	0	47,4	0	0	122,4	0	0	306,6	0	0	134,8	0
gauga	0	52,9	0	0	127,1	0	0	310,8	0	0	139,1	0
lin	0	47,4	0	0	122,4	ja	0	306,6	0	0	134,8	0
linl	0	33,7	ja	0	69,6	0	0	151,7	ja	0	102,7	ja
Matérn	0	0	0	0	124,7	ja	0	308,7	0	0	136,9	0
mathsw	0	14,1	ja	0	37,7	ja	ja	82,2	ja	0	136,9	0
pow	0	0	0	ja	35,8	ja	0	88,8	ja	0	0	0
powa	0	20,6	ja	ja	39,7	ja	ja	62,3	ja	ja	31,0	ja
sph	0	18,2	ja	ja	35,3	ja	ja	88,9	ja	ja	82,5	ja
sphga	0	22,1	ja	ja	35,9	ja	0	42,7	ja	ja	30,7	ja

Tab. A 129: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klassen 1 bis 4, mit Gewichtung)

EC-Klasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	52,4	0	0	104,5	0	0	286,5	0	0	173,9	0
expa	0	0	0	0	114,1	0	0	140,6	ja	0	182,5	0
expga	0	53,7	0	0	45,8	ja	0	142,0	ja	0	121,5	ja
gau	0	54,7	0	0	106,7	0	0	288,6	0	0	175,9	0
gauga	0	60,2	0	0	111,5	0	0	292,8	0	0	180,3	0
lin	0	54,7	0	0	106,7	0	0	288,6	0	0	175,9	0
linl	0	0	0	0	53,4	ja	ja	187,2	ja	0	0	0
Matérn	0	57,3	0	0	109,1	0	0	290,6	0	0	178,1	0
mathsw	0	33,5	ja	0	32,6	ja	ja	159,0	ja	0	178,1	0
pow	0	35,3	ja	0	30,3	ja	ja	158,3	ja	0	128,7	ja
powa	ja	34,3	ja	ja	42,2	ja	ja	136,4	ja	ja	94,9	ja
sph	ja	33,9	ja	0	30,7	ja	ja	159,5	ja	ja	129,6	ja
sphga	0	36,9	ja	ja	34,9	ja	ja	122,4	ja	0	99,7	ja

Tab. A 130: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging, Klasse 5 ohne und mit Gewichtung)

EC-Klasse	5 (ohne Gewichtung)			5 (mit Gewichtung)		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	13,4	0	0	13,9	0
expa	0	80,4	0	0	80,9	0
expga	0	58,4	0	0	58,9	0
gau	0	18,4	0	0	18,9	0
gauga	0	58,4	0	0	58,9	0
lin	0	18,4	0	0	18,9	0
linl	0	19,8	0	0	13,9	0
Matérn	0	28,4	0	0	28,9	0
mathsw	0	28,4	0	0	28,9	0
pow	0	18,4	0	0	18,9	0
powa	0	25,4	0	0	25,4	0
sph	0	18,4	0	0	18,9	0
sphga	0	58,4	0	0	58,8	0

Tab. A 131: Auswahlkriterien zur Einbindung räumlicher Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Raster, Klassen 1 bis 4)

EC-Klasse	1			2			3			4		
Modell	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT	Kovarianz-Parameter	AICC (REML)	LRT
Nullmodell	0	39,7	0	0	98,0	0	0	231,2	0	0	131,8	0
expa	0	52,5	0	0	107,9	0	0	239,8	0	0	140,6	0
expga	0	48,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
gau	0	42,3	0	0	100,3	0	0	233,3	0	0	133,9	0
gauga	0	48,6	0	0	105,2	0	0	237,6	0	0	138,3	0
lin	0	42,3	0	0	100,3	0	0	233,3	0	0	133,9	0
linl	0	35,4	ja	0	72,7	ja	0	160,3	ja	0	113,9	ja
Matérn	0	45,2	0	0	102,7	0	0	235,4	0	0	136,1	0
mathsw	0	45,2	0	0	102,7	0	0	235,4	0	0	136,1	0
pow	0	30,6	ja	0	50,9	ja	0	133,8	ja	0	103,4	ja
powa	0	19,1	ja	ja	56,1	ja	ja	141,6	ja	ja	115,1	ja
sph	0	30,6	ja	0	50,8	ja	ja	133,3	ja	ja	104,1	ja
sphga	0	0	0	ja	50,8	ja	ja	120,6	ja	ja	98,6	ja

Tab. A 132: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; ohne Gewichtung)

EC-Klasse	Modell	Range-Parameter (x)	Range-Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	./.	./.	./.	./.	./.	./.
2	sph	509,9	./.	0,92	./.	./.
3	powa	0,997	0,963	0,64	./.	./.
4	sphga	236,2	./.	0,24	3,68	6,24
5	./.	./.	./.	./.	./.	./.

Tab. A 133: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Block-Kriging; mit Gewichtung)

EC-Klasse	Modell	Range-Parameter (x)	Range-Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	sph	159,8	./.	23,4	./.	./.
2	sphga	372,5	./.	18,5	1,76	5,96
3	sphga	276,6	./.	14,6	2,94	2,96
4	powa	0,995	0,965	15,8	./.	./.
5	./.	./.	./.	./.	./.	./.

Tab. A 134: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Schichtung nach Bodenheterogenität; Aggregationsform: Raster)

EC-Klasse	Modell	Range-Parameter (x)	Range-Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
1	./.	./.	./.	./.	./.	./.
2	sphga	304,0	./.	0,78	0,52	0,78
3	sphga	182,5	./.	0,97	0,38	5,78
4	sphga	199,4	./.	0,96	0,41	5,67

Tab. A 135: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 1)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
765,8	*								
688,5		*							
929,5			*						
929,7				*					
851,8					*				
622,4						*			
643,4							*		
855,7								*	
945,4									n.s.
609,1	*	*							
759,0	*		*						
757,1	*			*					
760,1	*				*				
619,7	*					*			
639,1	*						*		
556,2	*							*	
765,4	*								n.s.
575,6	*	*	*						
571,7	*	*		*					
602,1	*	*			*				
492,4	*	*				*			
496,0	*	*					*		
519,4	*	*						*	
582,7	*	*							*
573,7	*	*	n.s.	*					
540,8	*	*	*		*				
492,5	*	*	n.s.			*			
495,6	*	*	n.s.				*		
517,2	*	*	*					*	
566,7	*	*	*						*

Tab. A 136: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 2)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; * = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
530,9	*	*	*	*	*				
488,4	*	*	n.s.	*		*			
491,8	*	*	n.s.	*			*		
512,7	*	*	n.s.	*				*	
566,9	*	*	*	n.s.					*
414,0	*	*	n.s.	*	*	*			
426,0	*	*	n.s.	*	*		*		
406,7	*	*	*	*	*			*	
466,8	*	*	*	*	*				*
396,4	*	*	n.s.	*	*	*	*		
404,6	n.s.	*	n.s.	*	*	*		*	
412,8	*	*	n.s.	*	*	*			n.s.
397,2	*	*	n.s.	*	*	*	*	n.s.	
384,7	*	*	*	*	*	*	*		*
382,7	*	*	*	*	*	*	*	*	*
390,7		*	*	*	*	*	*	*	*
522,1			*	*	*	*	*	*	*
543,9				*	*	*	*	*	n.s.
552,8					*	*	*	*	*
586,5						*	*	*	n.s.
642,2							*	n.s.	*
854,6								*	n.s.

Tab. A 137: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 3)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; * = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
677,4		*	*						
674,6		*		*					
688,5		*			n.s.				
592,7		*				*			
607,3		*					*		
530,7		*						*	
683,5		*							*
676,2		*	n.s.	n.s.					
656,8		*	*		*				
594,0		*	n.s.			*			
609,1		*	n.s.				*		
519,9		*	*					*	
647,9		*	*						*
650,2		*	n.s.	*	*				
591,0		*	*	*		*			
606,5		*	*	*			*		
516,1		*	n.s.	*				*	
649,4		*	*	n.s.					*
543,0		*	n.s.	*	*	*			
567,3		*	n.s.	*	*		*		
430,3		*	*	*	*			*	
550,4		*	*	*	*				*
459,7		*	n.s.	*	*	*	*		
402,9		*	n.s.	*	*	*		*	
537,9		*	*	*	*	*			*
400,1		*	n.s.	*	*	*	*	*	
458,0		*	n.s.	*	*	*	*		n.s.

Tab. A 138: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 4)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; * = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
931,3			n.s.	n.s.					
820,0			*		*				
618,4			*			*			
640,2			*				*		
842,2			*					*	
750,8			*						*
822,1			*	n.s.	*				
616,1			*	*		*			
638,4			*	*			*		
843,2			n.s.	n.s.				*	
751,9			*	n.s.					*
616,5			*	*	n.s.	*			
640,4			*	*	n.s.		*		
816,0			n.s.	n.s.	*			*	
752,7			*	n.s.	n.s.				*
579,6			*	*	*	*	*		
616,1			*	*	n.s.	*		n.s.	
610,4			*	*	n.s.	*			*
544,2			n.s.	*	*	*	*	*	
526,6			*	*	n.s.	*	*		*
826,0				*	*				
621,4				n.s.		*			
642,8				n.s.			*		
841,1				*				*	
882,3				*					*

Tab. A 139: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Block-Kriging, Teil 5)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; * = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
619,9				n.s.	n.s.	*			
644,1				n.s.	n.s.		*		
817,1				*	*			*	
797,2				*	*				*
581,7				n.s.	*	*	*		
617,9				n.s.	*	*		*	
619,9				n.s.	n.s.	*			n.s.
542,2				*	*	*	*	*	
583,8				n.s.	*	*	*		n.s.
618,0					*	*			
642,2					n.s.		*		
820,4					*			*	
800,5					*				*
583,0					*	*	*		
617,9					*	*		n.s.	
619,9					n.s.	*			n.s.
572,4					*	*	*	*	
583,1					*	*	*		n.s.
590,8						*	*		
623,5						*		n.s.	
619,6						*			*
585,4						*	*	*	
590,6						*	*		n.s.
644,7							*	n.s.	
640,4							*		*

Tab. A 140: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Raster, Teil 1)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
594,6	*								
594,6		*							
605,5			*						
605,5				*					
714,8					*				
502,0						*			
515,1							*		
202,0								*	
502,0									*
594,6	*	n.s.							
591,8	*		*						
591,8	*			*					
591,8	*				*				
502,7	n.s.					*			
515,1	n.s.						*		
502,7	n.s.							*	
502,7	n.s.								*
591,8	*	n.s.	*						
591,8	*	n.s.		*					
591,8	*	n.s.			*				
502,7	n.s.	n.s.				*			
515,1	n.s.	n.s.					*		
502,7	n.s.	n.s.						*	
502,7	n.s.	n.s.							*
591,8	*	n.s.	*	n.s.					
591,8	*	n.s.	*		n.s.				
498,3	n.s.	n.s.	*			*			
510,8	n.s.	n.s.	*				*		
498,3	n.s.	n.s.	*					*	
498,3	n.s.	n.s.	*						*

Tab. A 141: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Raster, Teil 2)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; * = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
591,8	*	n.s.	*	n.s.	n.s.				
498,3	n.s.	n.s.	*	n.s.		*			
510,8	n.s.	n.s.	*	n.s.			*		
498,3	n.s.	n.s.	*	n.s.				*	
498,3	n.s.	n.s.	*	n.s.					*
498,3	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	*			
510,8	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.		*		
498,3	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.			*	
498,3	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.				*
480,7	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	*	*		
480,7	*	n.s.	*	n.s.	n.s.	*		*	
450,0	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	*			*
481,4	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	
444,2	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	*	*		*
429,2	*	n.s.	*	n.s.	n.s.	*	n.s.	*	*
429,1		*	*	n.s.	n.s.	*	n.s.	*	*
429,1			*	n.s.	*	*	n.s.	*	*
429,1				n.s.	*	*	n.s.	*	*
439,6					*	*	*	*	*
483,8						n.s.	*	n.s.	n.s.
482,7							*	*	*
502,8								n.s.	n.s.

Tab. A 142: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Raster, Teil 3)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; * = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
591,8		*	*						
591,8		*		*					
591,8		*			*				
502,7		n.s.				*			
515,1		n.s.					*		
502,7		n.s.						*	
502,7		n.s.							*
591,8		*	*	n.s.					
591,8		*	*		n.s.				
498,3		n.s.	*			*			
510,8		n.s.	*				*		
498,3		n.s.	*					*	
498,3		n.s.	*						*
591,8		*	*	n.s.	n.s.				
498,3		n.s.	*	n.s.		*			
510,8		n.s.	*	n.s.			*		
498,3		n.s.	*	n.s.				*	
498,3		n.s.	*	n.s.					*
498,3		n.s.	*	n.s.	n.s.	*			
510,8		n.s.	*	n.s.	n.s.		*		
498,3		n.s.	*	n.s.	n.s.			*	
498,3		n.s.	*	n.s.	n.s.				*
480,7		n.s.	*	n.s.	n.s.	*	*		
480,7		*	*	n.s.	n.s.	*		*	
450,0		n.s.	*	n.s.	n.s.	*			*
481,4		n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	
444,2		n.s.	*	n.s.	n.s.	*	*		*

Tab. A 143: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Raster, Teil 4)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; * = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
605,5			*	n.s.					
591,8			*		*				
497,6			*			*			
509,6			*				*		
497,6			*					*	
497,6			*						*
591,8			*	n.s.	*				
497,6			*	n.s.		*			
509,6			*	n.s.			*		
497,6			*	n.s.				*	
497,6			*	n.s.					*
498,3			n.s.	n.s.	n.s.	*			
510,8			n.s.	n.s.	n.s.		*		
498,3			n.s.	n.s.	n.s.			*	
498,3			n.s.	n.s.	n.s.				*
480,7			n.s.	n.s.	n.s.	*	*		
480,7			*	n.s.	*	*		*	
450,0			*	n.s.	n.s.	*			*
481,4			n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	
444,2			*	n.s.	n.s.	*	*		*
591,8				*	*				
497,6				*		*			
509,6				*			*		
497,6				*				*	
497,6				*					*

Tab. A 144: Ermittlung der Kovariablen für das beste Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregationsform: Raster, Teil 5)

AICC (ML)	Signifikanzniveau der Kovariablen (* signifikant $\alpha = 5\%$; * = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
498,3				n.s.	n.s.	*			
510,8				n.s.	n.s.		*		
498,3				n.s.	n.s.			*	
498,3				n.s.	n.s.				*
480,7				n.s.	n.s.	*	*		
480,7				*	*	*		*	
450,1				*	n.s.	*			*
481,4				n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	
444,2				*	n.s.	*	*		*
497,4					*	*			
510,5					*		*		
497,4					*			*	
497,4					*				*
482,4					*	*	*		
499,4					*	n.s.		n.s.	
499,5					*	n.s.			*
481,2					*	n.s.	*	n.s.	
482,8					n.s.	n.s.	*		n.s.
486,9						*	*		
503,9						n.s.		n.s.	
501,7						n.s.			n.s.
485,4						n.s.	*	n.s.	
481,8						*	*		*
486,9							*	*	
486,8							*		*

Tab. A 145: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen
(Dobbrikower Str. rechts; Aggregationsform: Block-Kriging)

Räumliches Modell	Signifikanzniveau der Kovariablen (Trend-/ räumliches Modell) (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
expa	*	*	*	*	*	*	*	*	*
expga	*	*	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
gau	*	*	*	*	*	*	*	*	*
gauga	*	*	*	*	*	*	*	*	*
lin	*	*	*	*	*	*	*	*	*
linl	n.s.	*	n.s.	*	*	*	*	n.s.	n.s.
Matérn	n.s.	*	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
mathsw	n.s.	*	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
pow	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
powa	n.s.	*	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
sph	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
sphga	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	*	*	n.s.	n.s.
N expa	*	*	*	*	*	*	*	*	*
N expga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N gau	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N gauga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N lin	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N linl	n.s.	*	n.s.	*	*	*	*	n.s.	n.s.
N Matérn	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N mathsw	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N pow	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
N powa	n.s.	*	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
N sph	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
N sphga	n.s.	*	n.s.	n.s.	n.s.	*	*	n.s.	n.s.

Tab. A 146: Einfluss der räumlichen Modelle auf das Verhalten von Kovariablen
(Dobbrikower Str. rechts; Aggregationsform: Raster)

Räumliches Modell	Signifikanzniveau der Kovariablen (Trend-/ räumliches Modell) (* signifikant $\alpha = 5\%$; n.s. = nicht signifikant)								
	x	x ²	y	y ²	x*y	EC	EC ²	EC*x	EC*y
expa	./.	./.	*	./.	*	*	./.	*	*
expga	./.	./.	*	./.	*	*	./.	*	*
gau	./.	./.	*	./.	*	*	./.	*	*
gauga	./.	./.	*	./.	*	*	./.	*	*
lin	./.	./.	*	./.	*	*	./.	*	*
linl	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
Matérn	./.	./.	*	./.	*	*	./.	*	*
mathsw	./.	./.	*	./.	*	*	./.	*	*
pow	./.	./.	n.s.	./.	*	*	./.	*	*
powa	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
sph	./.	./.	n.s.	./.	n.s.	*	./.	*	*
sphga	./.	./.	n.s.	./.	n.s.	*	./.	*	*
N expa	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N expga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N gau	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N gauga	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N lin	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N linl	./.	./.	*	./.	*	*	./.	*	*
N Matérn	./.	./.	*	./.	*	*	./.	*	*
N mathsw	./.	./.	*	./.	*	*	./.	*	*
N pow	./.	./.	n.s.	./.	*	*	./.	*	*
N powa	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.	./.
N sph	./.	./.	n.s.	./.	n.s.	*	./.	*	*
N sphga	./.	./.	n.s.	./.	n.s.	*	./.	n.s.	*

Tab. A 147: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Aggregationsform: Block-Kriging)

Trend	Modell	Range-Parameter (x)	Range-Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
nein	expa	0,00085/ 1,51 (Power)	0,25/ 0,40 (Power)	0,66	./.	./.
ja	powa	0,992	0,942	0,24	./.	./.

Tab. A 148: Kovarianz-Parameter der besten räumlichen Modelle mit und ohne Trendmodell (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“, Aggregationsform: Raster)

Trend	Modell	Range-Parameter (x)	Range-Parameter (y)/ Smoothness	Sill-Varianz (t ² ha ⁻²)	Scale / Nugget (t ² ha ⁻²)	Angle
nein	sphga	454,5	./.	0,33	0,62	5,86
ja	N sphga	461,3	./.	0,70	0,038	0,85

Tab. A 149: Übersicht über die gewählten Ansätze in den Modellrechnungen

				Schlagbezeichnung				
Aggregations- form	Schichtungskriterium	Modell -annahme/n	Gewichtung mit Kriging- Varianz	Krummes Land	Riester- stück	Streit- länder	Schlag 352	Dobbrikower Straße rechts
Block-Kriging auf Positionen der Dünger- applikation	Pflanzenbestand (Pendelwinkel)	Nullmodell + Räuml. Modell (Erster Ansatz)	nein	X	X	X	X	./.
			ja	X	./.	X	X	./.
	Algorithmus der var. N-Düngung (Pendelwinkel)		nein	X	X	X	X	./.
			ja	X	./.	X	X	./.
	Bodenheterogenität (EC25)		ja u. nein	./.	./.	./.	./.	X
	Keine Schichtung/ Gesamtversuch (Zweiter Ansatz)	Nullmodell + Trendmodelle + räuml. Modelle + Trend- u. räuml. Modell	nein	X	X	X	X	X
Mittelwert- bildung und Rasterbezug	Pflanzenbestand (Pendelwinkel)	Nullmodell + Räuml. Modell (Erster Ansatz)	nein	X	X	X	X	./.
	Bodenheterogenität (EC25)		nein	./.	./.	./.	./.	X
	Keine Schichtung/ Gesamtversuch (Zweiter Ansatz)	Nullmodell + Trendmodelle + räuml. Modelle + Trend- u. räuml. Modell	nein	X	X	X	X	X

X = berechnet; ./ = nicht berechnet

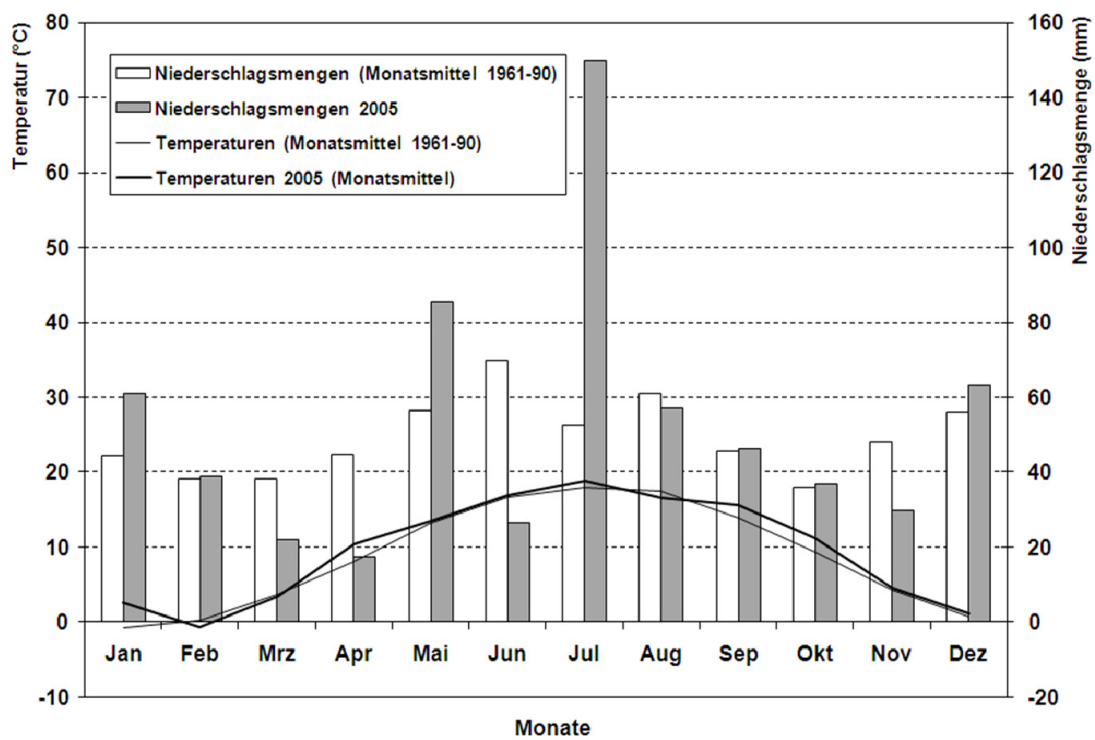


Abb. A 1: Witterungsverlauf am Potsdamer Telegrafenberg im Jahr 2005

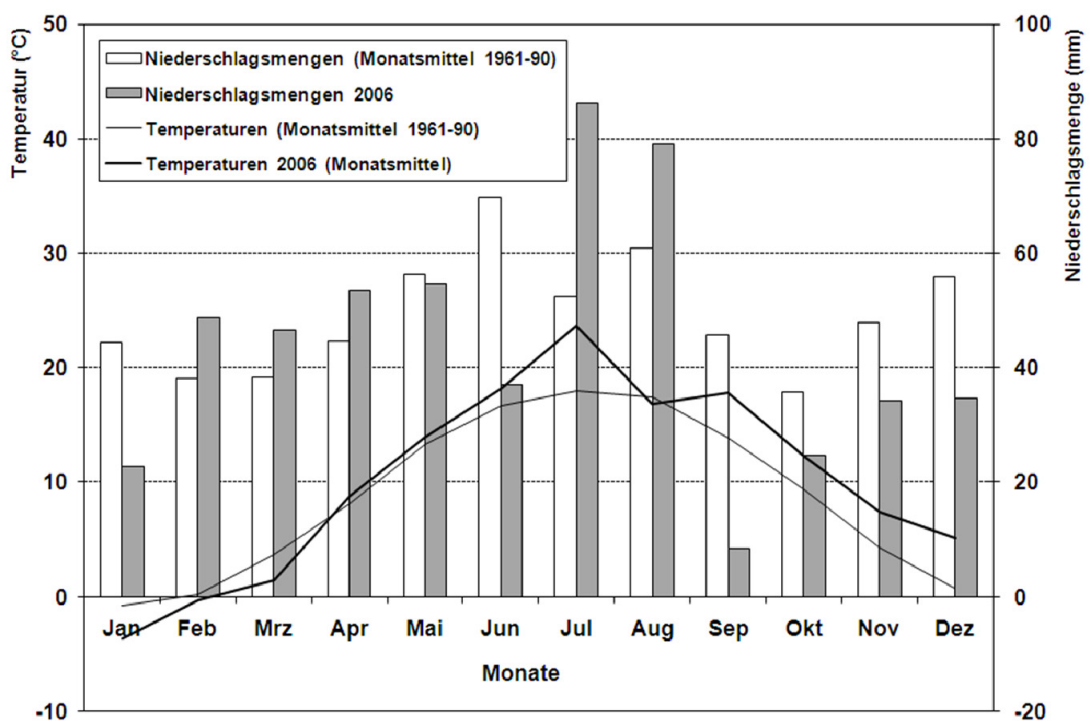


Abb. A 2: Witterungsverlauf am Potsdamer Telegrafenberg im Jahr 2006

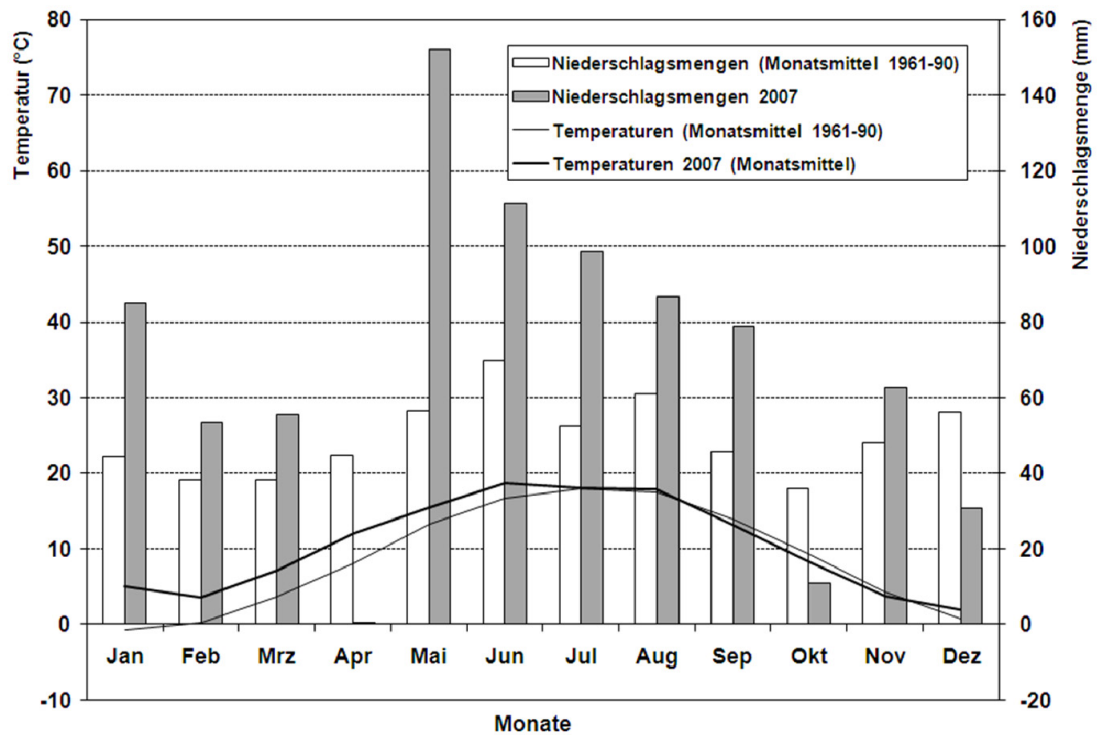


Abb. A 3: Witterungsverlauf am Potsdamer Telegrafenberg im Jahr 2007

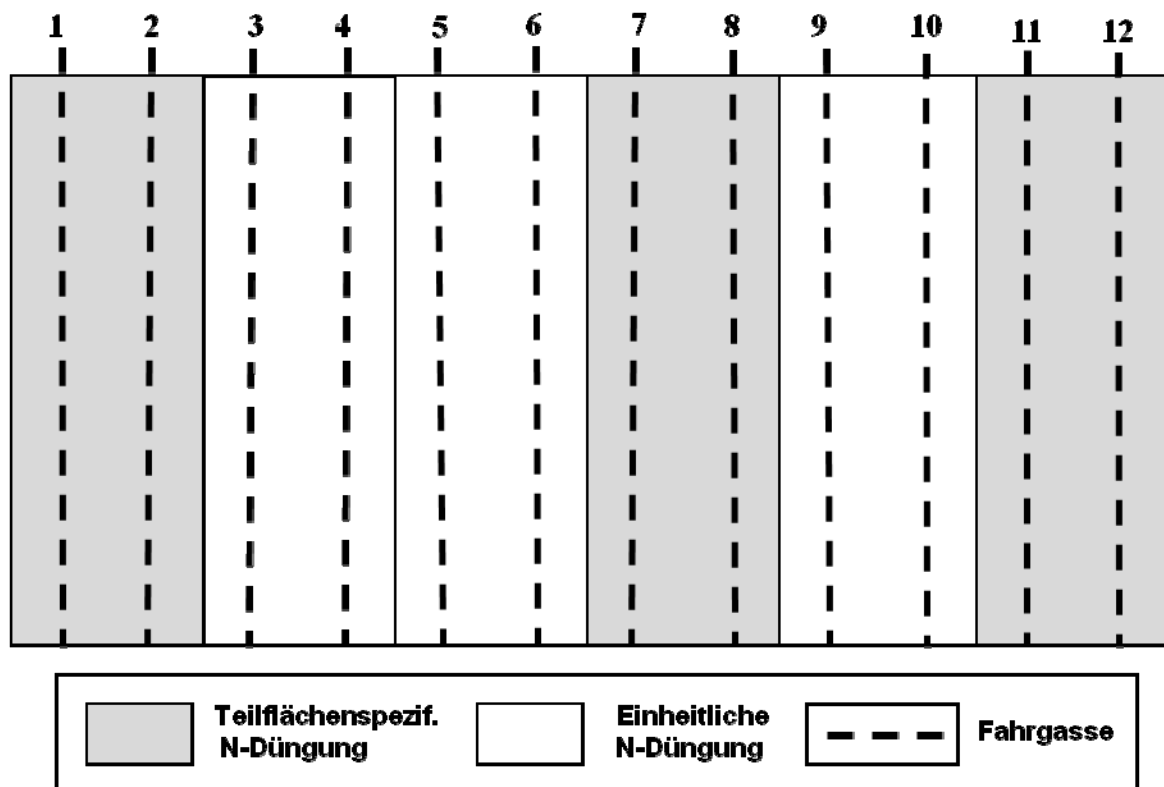


Abb. A 4: Design des Streifenversuchs auf dem Schlag „Krummes Land“ (Staritz)

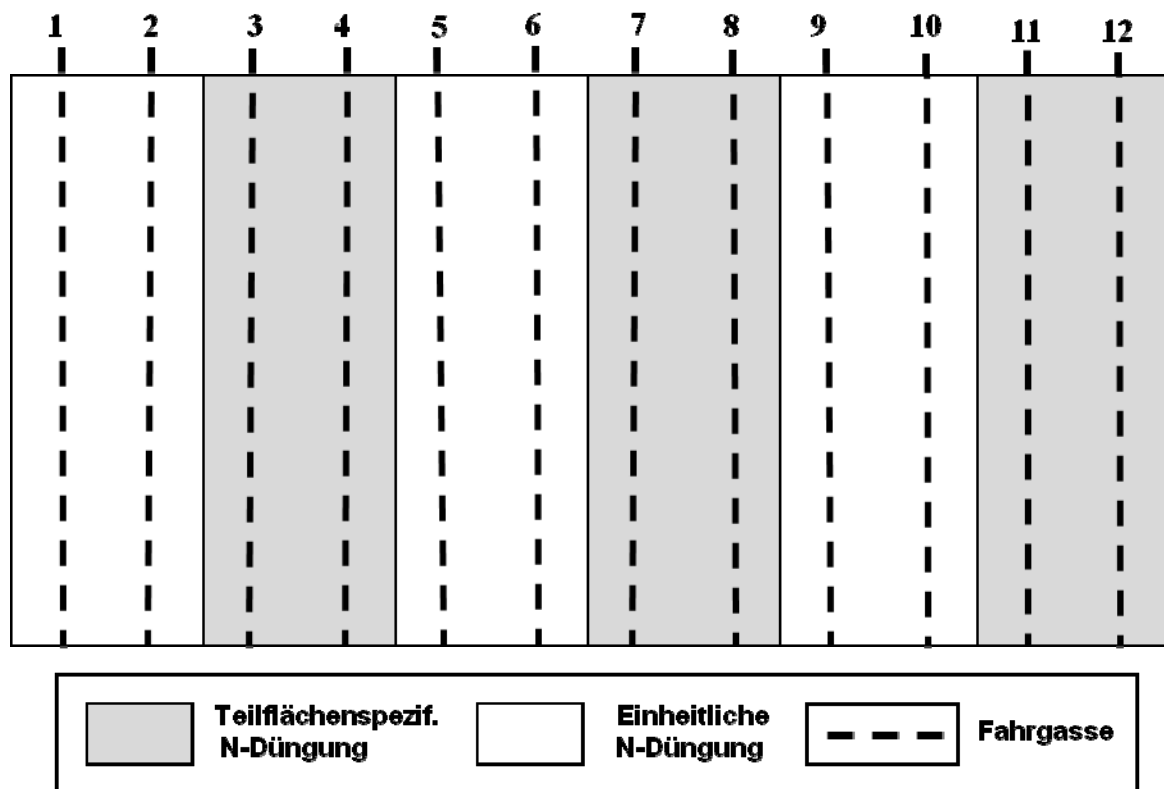


Abb. A 5: Design des Streifenversuchs auf dem Schlag „Riesterstück“ (Staritz)

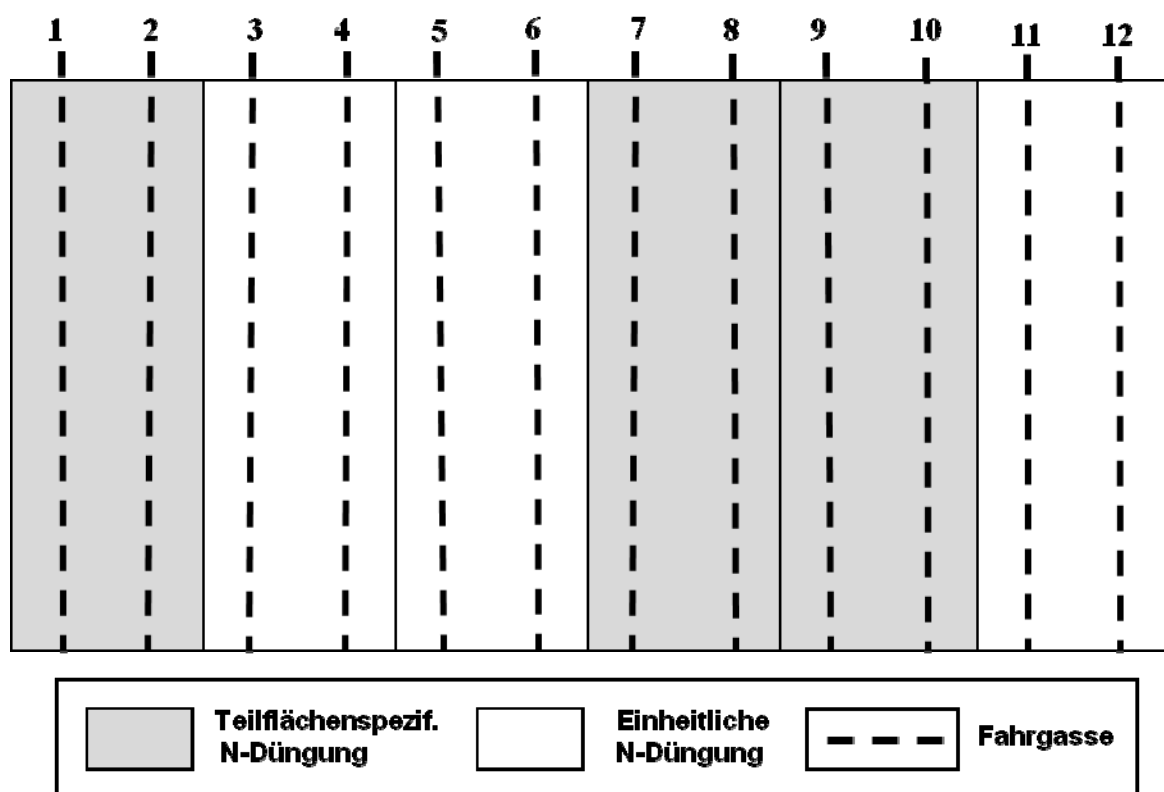


Abb. A 6: Design des Streifenversuchs auf dem Schlag „Streitländer“ (Niedergörsdorf)

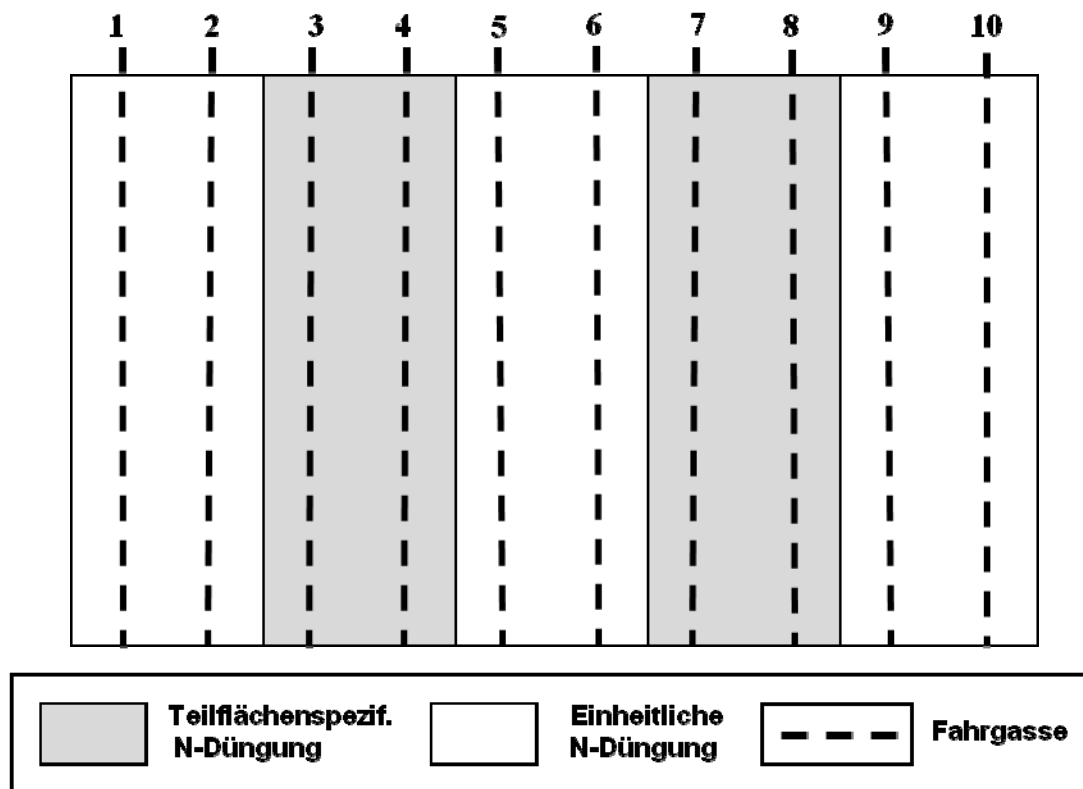


Abb. A 7: Design der Streifenversuche auf den Schlägen „Nr. 352“ und „Dobbrikower Str. rechts“ (Wittbrietzen)

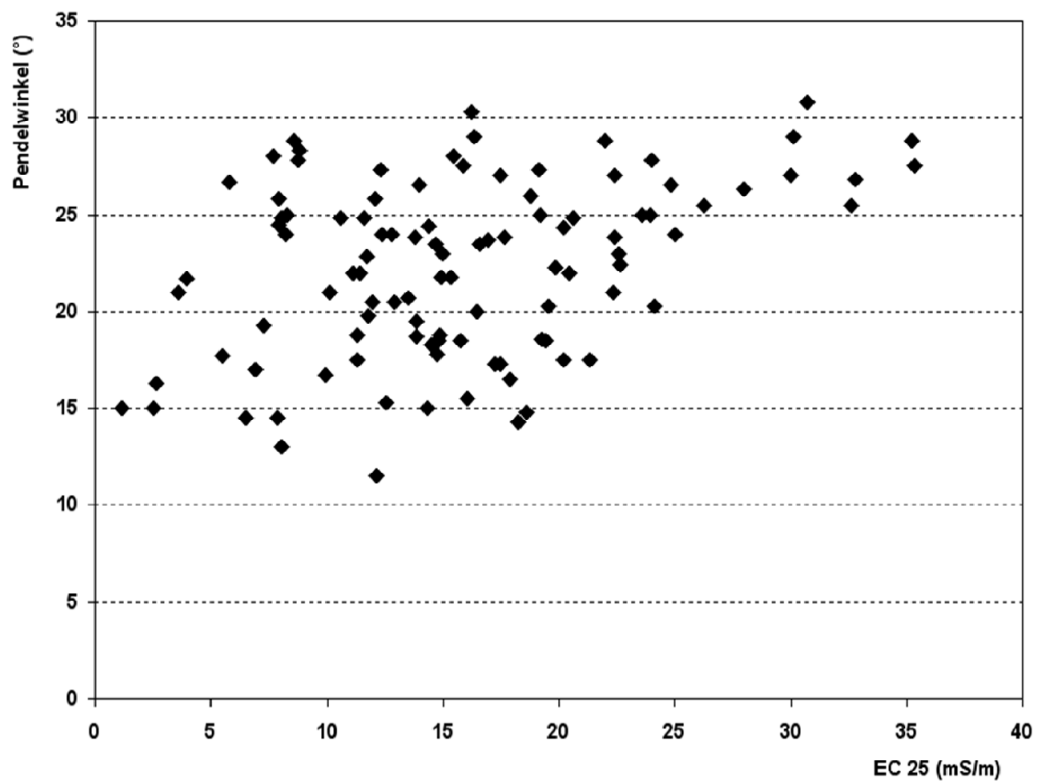


Abb. A 8: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenmasse der variablen N-Düngung (Schlag „Krummes Land“; Aggregierungsform: Raster)

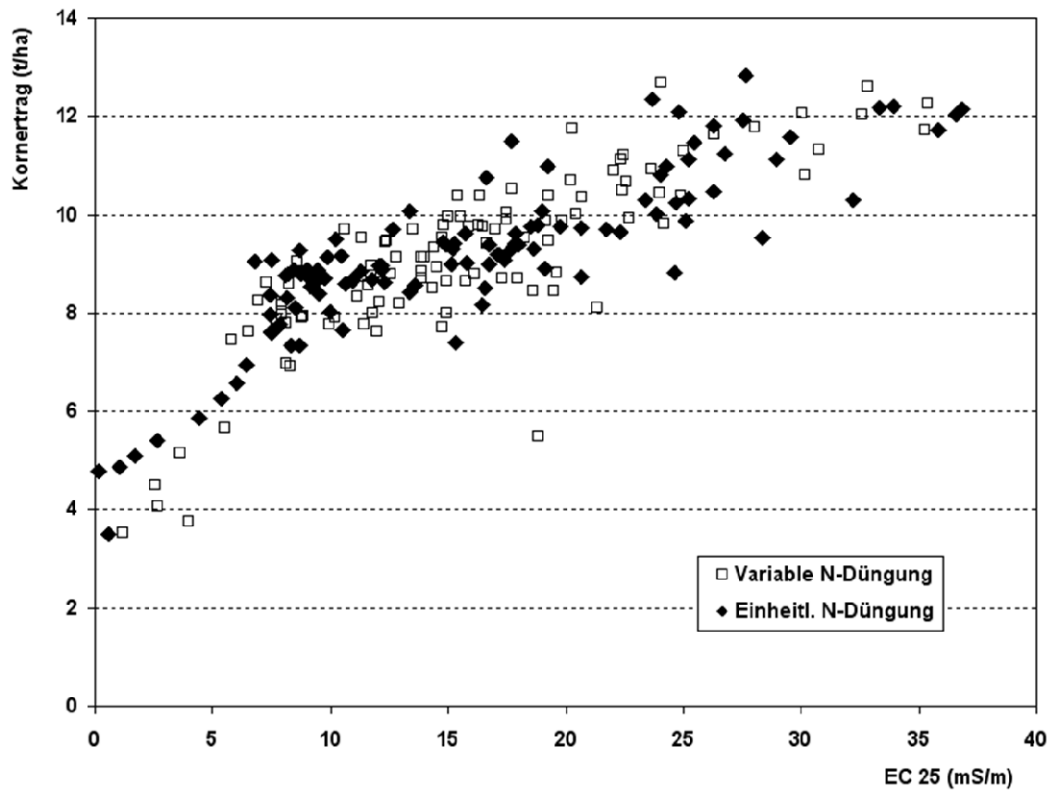


Abb. A 9: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Krummes Land“; Aggregierungsform: Raster)

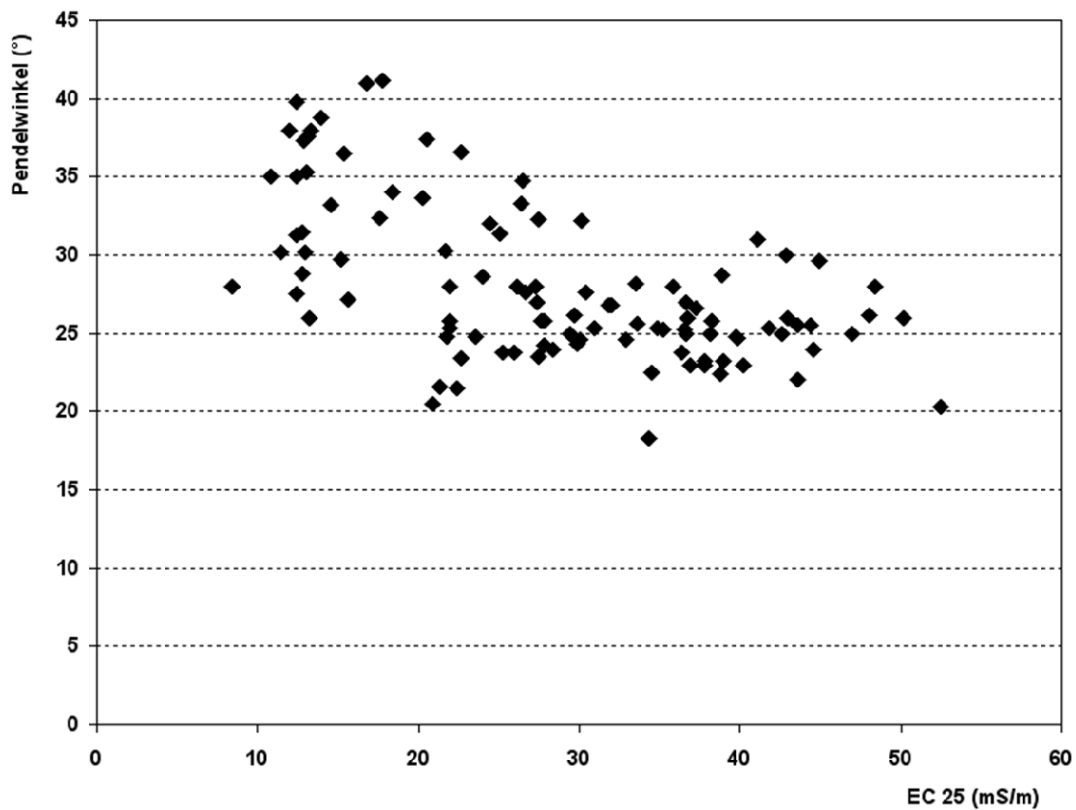


Abb. A 10: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenmasse der variablen N-Düngung (Schlag „Riesterstück“; Aggregierungsform: Raster)

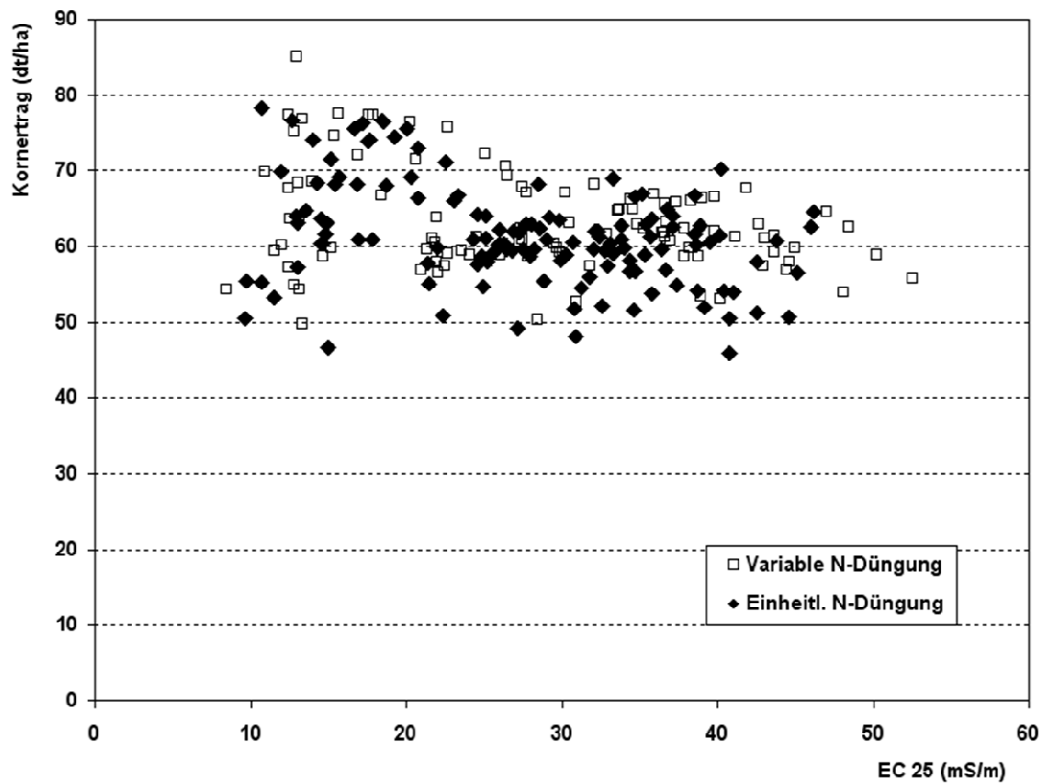


Abb. A 11: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Riesterstück“; Aggregierungsform: Raster)

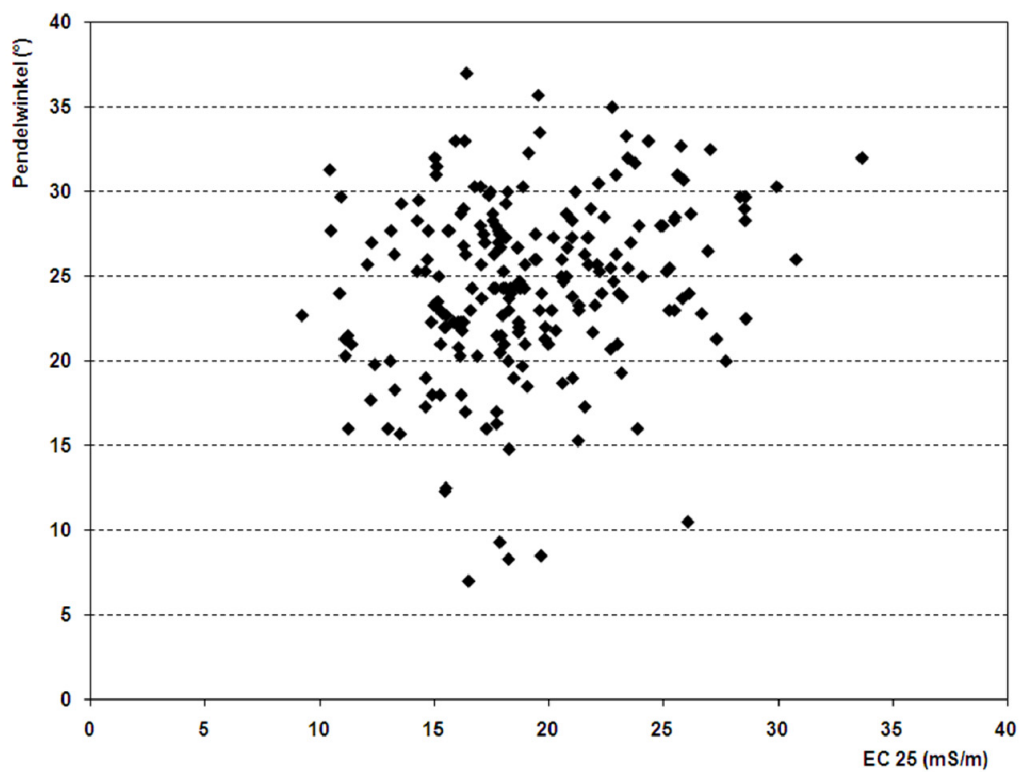


Abb. A 12: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenmasse der variablen N-Düngung (Schlag „Streitländer“; Aggregierungsform: Raster)

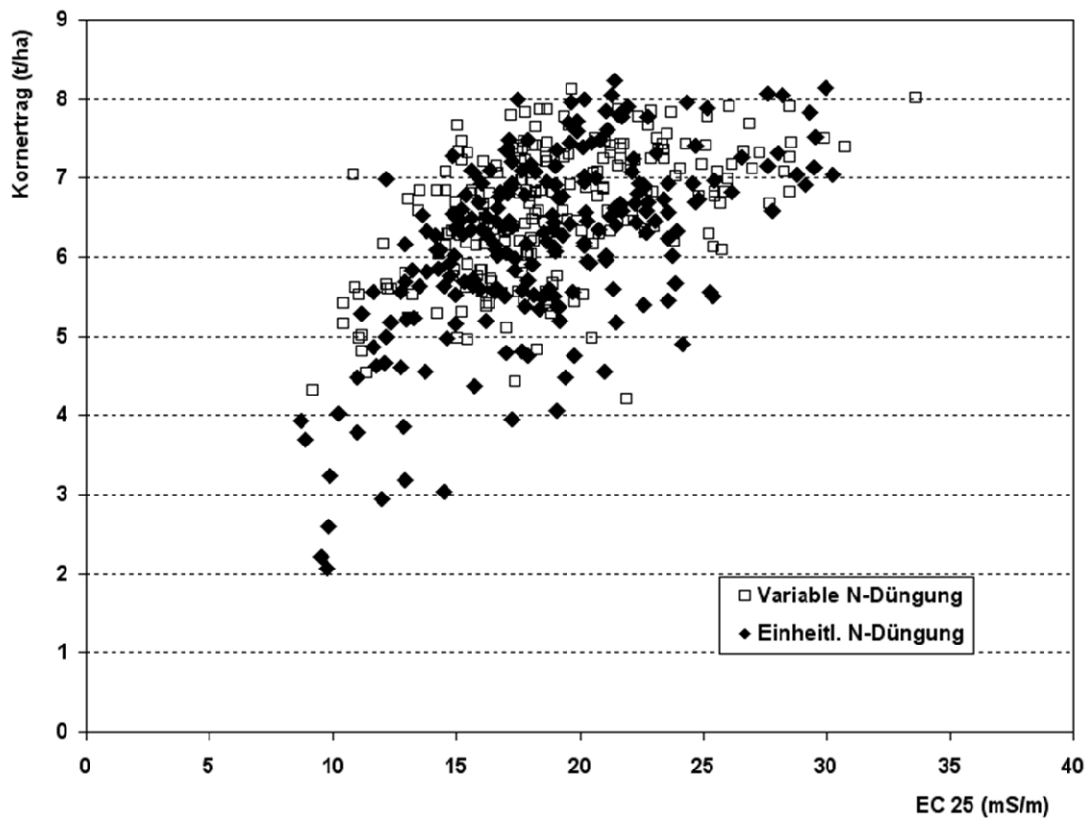


Abb. A 13: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Streitländer“; Aggregierungsform: Raster)

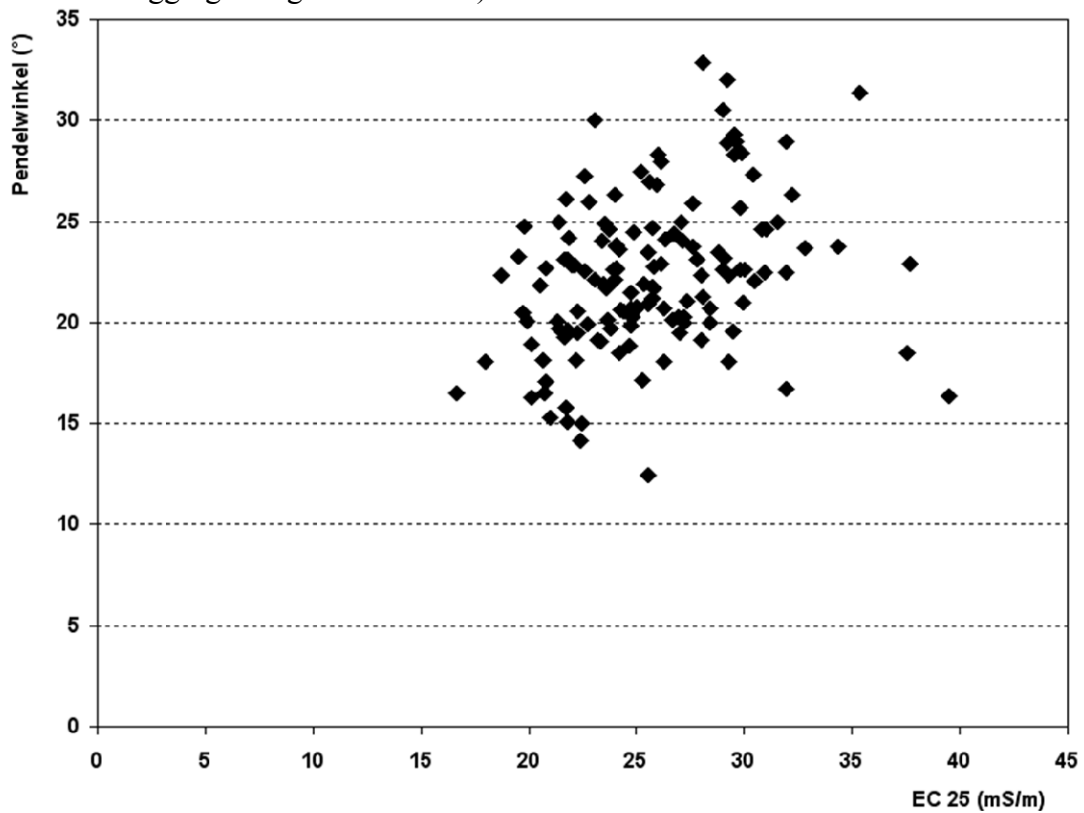


Abb. A 14: Beziehung zwischen Bodenqualität und Pflanzenmasse der variablen N-Düngung (Schlag „Nr. 352“; Aggregierungsform: Raster)

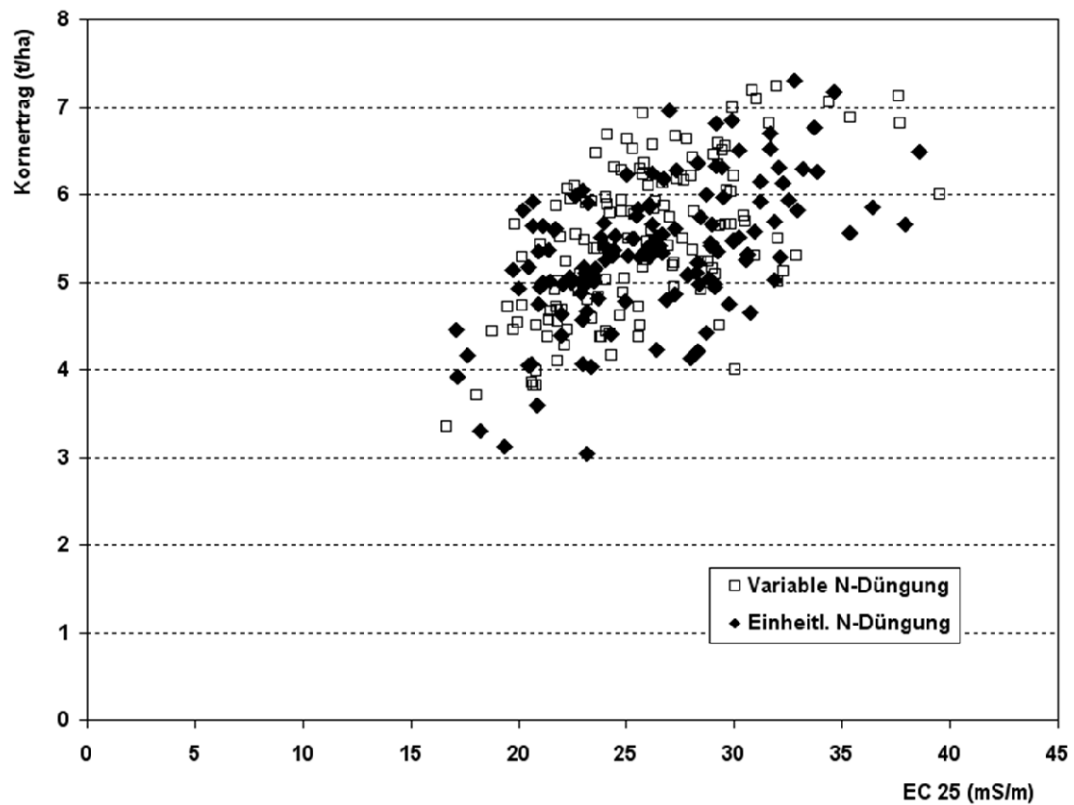


Abb. A 15: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Nr. 352“; Aggregierungsform: Raster)

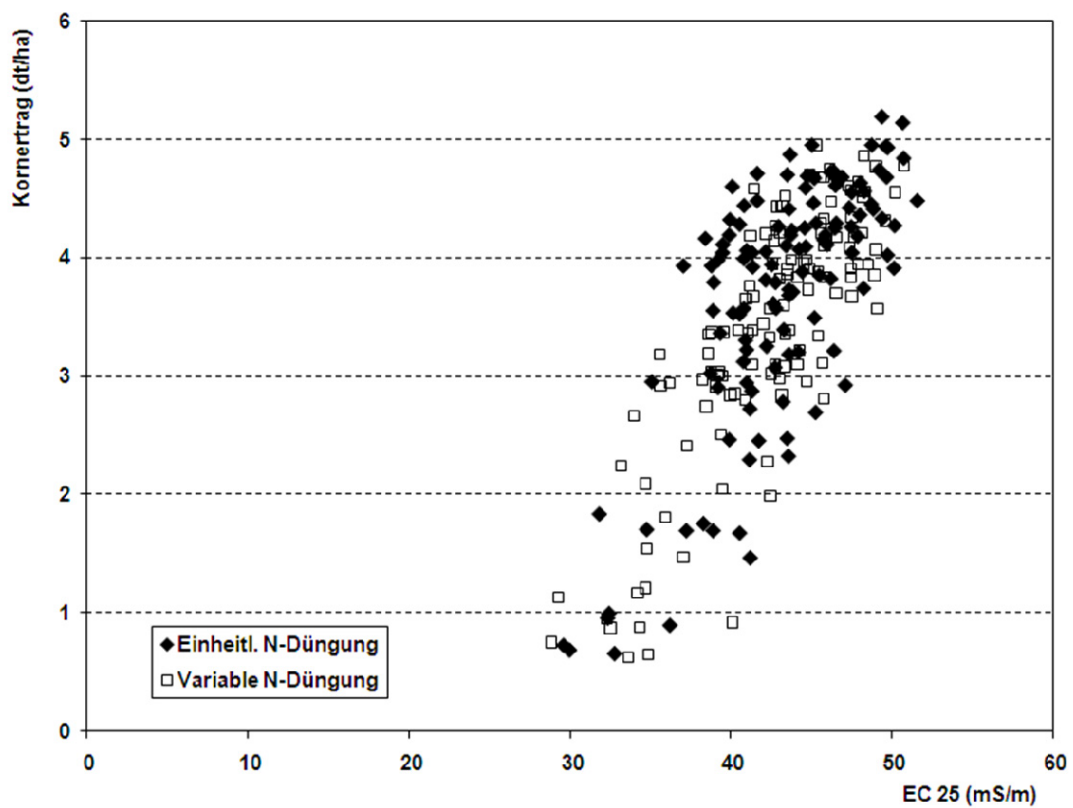


Abb. A 16: Beziehung zwischen Bodenqualität und Kornertrag (Schlag „Dobbrikower Str. rechts“; Aggregierungsform: Raster)